



TUGAS AKHIR - SS141501

**PEMODELAN DAN PEMETAAN KASUS JUMLAH
PENDUDUK MISKIN DI PROVINSI JAMBI PADA
TAHUN 2014 DENGAN MENGGUNAKAN
*GEOGRAPHICALLY WEIGHTED NEGATIVE
BINOMIAL REGRESSION (GWNBR)***

IRDO JASMADI
NRP 1314 105 058

Dosen Pembimbing
Ir. Dwiatmono Agus W., Mkom
Pratnya Paramitha Oktaviana, M.Si, M.Sc

PROGRAM STUDI S1
JURUSAN STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA 2016



FINAL PROJECT - SS141501

**MODELING AND MAPPING CASE NUMBER OF
POOR PEOPLE IN THE PROVINCE OF JAMBI IN
2014 USING GEOGRAPHICALLY WEIGHTED
NEGATIVE BINOMIAL REGRESSION (GWNBR)**

**IRDO JASMADI
NRP 1314 105 058**

**Supervisor
Ir. Dwiatmono Agus W., Mkom
Pratnya Paramitha Oktaviana, M.Si, M.Sc**

**UNDERGRADUATE PROGRAMME
DEPARTMENT OF STATISTICS
FACULTY OF MATHEMATICS AND NATURAL SCIENCES
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA 2016**

LEMBAR PENGESAHAN
PEMODELAN DAN PEMETAAN
KASUS JUMLAH PENDUDUK MISKIN
DI PROVINSI JAMBI PADA TAHUN 2014
DENGAN MENGGUNAKAN *GEOGRAPHICALLY*
WEIGHTED NEGATIVE BINOMIAL REGRESSION
(GWNBR)

TUGAS AKHIR

Diajukan Untuk Memenuhi Salah Satu Syarat Memperoleh
Gelar Sarjana Sains
Pada

Program Studi S-1 Jurusan Statistika
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh :
IRDO JASMADI
NRP. 1314 105 058

Disetujui oleh Pembimbing Tugas Akhir
Ir. Dwiatmono Agus W., Mkom
NIP. 19610803 198701 1 001

Pratnya Paramitha Oktaviana, M.Si, M.Sc
NIP. 13002014 05001

Mengetahui

Ketua Jurusan Statistika FMIPA-ITS

Dr. Suhartono

NIP. 19710929 199512 1 001

SURABAYA, JULI 2016

**Pemodelan dan Pemetaan Kasus Jumlah Penduduk Miskin Di
Provinsi Jambi Pada Tahun 2014 Dengan Menggunakan
Geographically Weighted Negative Binomial Regression
(GWNBR)**

Nama Mahasiswa : Irdo Jasmadi
NRP : 1314 105 058
Program Studi : S1
Jurusan : Statistika FMIPA-ITS
Dosen Pembimbing : Ir. Dwiatmono Agus W., Mkom
Co.Pembimbing :Pratnya Paramitha
Oktaviana, M.Si, M.Sc

Abstrak

Kemiskinan merupakan suatu keadaan yang sering dihubungkan dengan kebutuhan, kesulitan dan kekurangan di berbagai keadaan hidup. Jumlah penduduk miskin di Provinsi Jambi masih dikategorikan tinggi. Penelitian ini ingin mendapatkan model berdasarkan Kabupaten/Kota di Provinsi Jambi menggunakan metode Geographically Weighted Negative Binomial Regression (GWNBR) untuk mengetahui faktor-faktor yang mempengaruhi jumlah penduduk miskin di Provinsi Jambi tahun 2014. Melalui pemodelan menggunakan regresi Poisson diperoleh hasil bahwa terjadi kasue Overdispersi sehingga pemodelan regresi Binomial Negatif dilakukan untuk mengatasinya. Hasil pemodelan dengan metode GWNBR menunjukkan bahwa faktor-faktor yang mempengaruhi jumlah penduduk miskin yang terjadi secara global di seluruh Kabupaten/Kota di Provinsi Jambi meliputi Produk Domestik Regional Bruto Atas Dasar Harga Berlaku per kapita, Kepadatan penduduk, Persentase rumah tangga yang menempati rumah dengan status tidak milik sendiri, dan Jumlah fasilitas kesehatan.

Kata kunci: *Geographically Weighted Negative Binomial Regression, Overdispersi, Kemiskinan.*

Modeling and Mapping Case Number of Poor People In the Province of Jambi in 2014 Using Geographically Weighted Negative Binomial Regression (GWNBR)

Student Name : Irdo Jasmadi
NRP : 1314 105 058
Programme : Undergraduate
Department : Statistics FMIPA-ITS
Supervisor : Ir. Dwiatmono Agus
W.,MIkom
Second Supervisor : Pratnya Paramitha
Oktaviana, M.Si, M.Sc

Abstract

Poverty is a condition that is often associated with the needs, difficulties and shortcomings in the various circumstances of life. Number of poor in Jambi province is still considered high. This study wanted to get a model by Regenc /City in the province of Jambi using Geographically Weighted Negative Binomial Regression (GWNBR) to determine the factors that influence the number of poor people in Jambi province in 2014. Through modeling using Poisson regression showed that there kasue Overdispersi so Negative binomial regression modeling done to overcome them. The results of the modeling method GWNBR shows that the factors that influence the number of poor people who happen globally throughout the County / City in the province of Jambi included Regional gross domestic product at current prices per capita, population density, Percentage of households who occupy the house with status not your own, and the amount of health facilities.

Keywords : Geographically Weighted Negative Binomial Regression, Overdispersi, Poverty

DAFTAR ISI

	Halaman
HALAMAN JUDUL.....	i
TITLE PAGE.....	ii
LEMBAR PENGESAHAN.....	iii
ABSTRAK.....	iv
ABSTRACT	vi
KATA PENGANTAR	viii
DAFTAR ISI	x
DAFTAR GAMBAR	xiv
DAFTAR TABEL	xvi
DAFTAR LAMPIRAN	xviii
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Belakang Masalah	1
1.2 Rumusan Masalah	3
1.3 Manfaat Penelitian.....	3
1.4 Tujuan Penelitian.....	4
1.5 Batasan Masalah.....	4
BAB II TIJAUAN PUSTAKA	5
2.1. Statistika Deskriptif.....	5
2.1.1 Mean	5
2.1.2 Varians	5
2.1.3 Maksimum dan Minimum.....	6
2.2. Multikolineritas	6
2.3. Regresi Poisson	6
2.3.1 Estimasi Parameter Model Regresi Poisson.....	8
2.3.2 Pengujian Parameter Model Regresi Poisson.. ..	10

2.3.3. Overdispersi	11
2.4. Regresi Binomial Negatif	11
2.4.1. Estimasi Parameter Model Regresi Binomial Negatif	12
2.4.2. Uji Kesesuaian Model Regresi Binomial Negatif	13
2.5. Pengujian Spasial	14
2.5.1 Pengujian Heretogenitas Spasial	14
2.5.2 Pengujian Dependensi Spasial	15
2.5.3 Penentuan <i>Bandwidth</i> dan Pembobot Optimum...	16
2.6. <i>Geographically Weighted Negative Binomial Regression</i> (GWNBR)	16
2.6.1 Estimasi Parameter Model GWNBR	17
2.6.2 Pengujian Kesamaan Model GWNBR	19
2.6.3 Pengujian Parameter Model GWNBR	20
2.7. Definisi Kemiskinan	21
BAB III METODOLOGI PENELITIAN	23
3.1. Sumber Data	23
3.2. Variabel Penelitian	23
3.3. Metode Analisis Data	26
3.4. Diagram Alir	27
BAB IV ANALISIS DAN PEMBAHASAN	29
4.1. Deskripsi Jumlah Penduduk Miskin	29
4.2. Deteksi Multikolineritas	37
4.3. Pemodelan Regresi Poisson	38
4.4. Pemeriksaan Overdispersi	40
4.5. Pemodelan Regresi Binomial Negatif	41
4.6. Pengujian Aspek Data Spasial	44
4.7. Pemodelan GWNBR	45

Halaman

4.7.1 Uji kesamaan model Regresi Binomial Negatif Dengan GWNBR	47
4.7.2 Uji Serentak Parameter Model GWNBR.....	47
4.7.3 Uji Parsial Parameter Model GWNBR.....	48
4.8 Pemilihan Model Terbaik	52
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN	
5.1 Kesimpulan.....	53
5.2 Saran.....	54
DAFTAR PUSTAKA	55
LAMPIRAN	57

DAFTAR TABEL

	Halaman
Tabel 3.1 Variabel Penelitian.....	23
Tabel 3.2 Struktur Data jumlah kemiskinan di Provinsi Jambi	25
Tabel 4.1 Statistika Deskriptif Variabel Penelitian.....	30
Tabel 4.2 Nilai VIF masing-masing variabel prediktor	38
Tabel 4.3 Estimasi Parameter Model Regresi Poisson	39
Tabel 4.4 Estimasi Parameter Model Regresi Binomial Negatif	41
Tabel 4.5 Jarak <i>Euclid</i> dan Pembobot GWNBR dengan fungsi Kernel <i>Fixed Gaussian</i>	47
Tabel 4.6 Uji Parsial model GWNBR pada Kota Sungai Penuh	48
Tabel 4.7 Variabel yang signifikan pada model GWNBR.....	49
Tabel 4.8 Pengelompokan Kabupaten/Kota menurut Kesamaan Variabel yang signifikan pada model GWNBR.....	50
Tabel 4.9 Pemilihan Model Terbaik dengan AIC	52

DAFTAR GAMBAR

	Halaman
Gambar 3.1 Diagram Alir	27
Gambar 4.1 Persebaran jumlah penduduk miskin di Provinsi Jambi (Y)	31
Gambar 4.2 Persebaran PDRB ADHB per kapita (X1)	32
Gambar 4.3 Persebaran persentase pengangguran Terbuka (X2)	33
Gambar 4.4 Persebaran kepadatan penduduk (X3).....	34
Gambar 4.5 Persebaran pertumbuhan ekonomi (X4).....	35
Gambar 4.6 Persebaran persentase rumah tangga Yang menempati rumah dengan status tidak milik sendiri (X5)	36
Gambar 4.7 Persebaran fasilitas kesehatan (X6).....	37
Gambar 4.8 Persebaran pengelompokan Kab/Kota Berdasarkan kesamaan variabel yang Signifikan.....	51

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Kemiskinan merupakan suatu keadaan yang sering dihubungkan dengan kebutuhan, kesulitan dan kekurangan di berbagai keadaan hidup. Menurut Rintuh (2003), kemiskinan dapat diartikan sebagai ketidakmampuan seseorang dalam memenuhi kebutuhan konsumsi dasar dan meningkatkan kebutuhan konsumsi dasar dan kualitas hidupnya. Ada dua macam ukuran kemiskinan yaitu kemiskinan absolut dan kemiskinan relatif. Kemiskinan absolut adalah ketidakmampuan seseorang melampaui garis kemiskinan yang ditetapkan. Sedangkan kemiskinan relatif berkaitan dengan perbedaan tingkat pendapatan suatu golongan dibandingkan dengan golongan lainnya.

Masalah kemiskinan merupakan salah satu persoalan mendasar yang menjadi pusat perhatian pemerintah di negara manapun. Salah satu aspek penting untuk mendukung Strategi Pembangunan Kemiskinan adalah tersedianya data kemiskinan yang akurat dan tepat sasaran. Pengukuran kemiskinan yang dapat dipercaya dapat menjadi instrumen tangguh bagi pengambil kebijakan dalam memfokuskan perhatian pada kondisi hidup orang miskin. Data kemiskinan yang baik dapat digunakan untuk mengevaluasi kebijakan pemerintah terhadap kemiskinan, membandingkan antar waktu dan daerah, serta menentukan target penduduk miskin dengan tujuan untuk memperbaiki kondisi mereka.

Jumlah penduduk miskin di provinsi Jambi mulai tahun 2013 sebanyak 8,07% hingga 2014 sebanyak 263,8 ribu atau 7,9% dan angka tersebut lebih rendah dari tingkat kemiskinan Nasional. Walaupun angka tersebut dikategorikan rendah, akan tetapi angka tersebut masih jauh dari target pemerintahan provinsi Jambi untuk mengentaskan kemiskinan hingga angka 5% ditahun 2015. Sehingga pemerintah perlu kerja ekstra dalam pengentasan

tingkat kemiskinan tersebut, sehingga bisa tercapai target pemerintah untuk mewujudkan kesejahteraan rakyat khususnya dalam pengentasan kemiskinan. (BPS, 2015).

Berkaitan dengan target pemerintah untuk mewujudkan kesejahteraan rakyat khususnya dalam mengentaskan kemiskinan maka informasi mengenai profil dan karakteristik kemiskinan sangat diperlukan oleh para perencana dan pengambil kebijakan (stakeholder). Untuk mencapai target tersebut bisa dimulai dengan mengetahui fakto-faktor yang mempengaruhi jumlah kemiskinan itu sendiri. Penelitian sebelumnya tentang kemiskinan dilakukan oleh Harlik (2013) yang berjudul *Faktor-faktor yang mempengaruhi kemiskinan dan pengangguran di Kota Jambi*, hasil penelitiannya menunjukkan faktor-faktor yang mempengaruhi kemiskinan dan pengangguran di Kota Jambi adalah kepadatan penduduk, tingkat pendidikan, dan tingkat kesehatan. Busra (2013) yang berjudul *Analisis faktor-faktor yang mempengaruhi kemiskinan di Aceh*, hasil penelitiannya menunjukkan faktor yang mempengaruhi kemiskinan adalah PDRB dan Tingkat pendidikan. Selanjutnya Halimah (2012) yang berjudul *Analisis kemiskinan rumah tangga melalui faktor-faktor yang mempengaruhinya di kecamatan Tugu kota Semarang*, hasil penelitian menunjukkan faktor yang mempengaruhi adalah tingkat pendidikan dan kepemilikan asset.

Penelitian tentang kemiskinan telah banyak dilakukan sebelumnya. Akan tetapi, penelitian yang menggunakan aspek spasial masih terbatas. Adanya perbedaan karakteristik disetiap wilayah di Provinsi Jambi menentukan tingkat kemiskinan disetiap Kabupaten/Kota, aspek spasial penting untuk dikaji dalam penelitian jumlah penduduk miskin. Perbedaan faktor-faktor yang berpengaruh di masing-masing topografi menunjukkan adanya pengaruh kondisi lokal dari suatu wilayah tertentu dalam menentukan faktor-faktor yang signifikan dalam pemodelan kemiskinan. Oleh karena itu, pada penelitian ini dilakukan analisa dengan memperhatikan faktor spasial sehingga hasil pemodelan jumlah kasus kemiskinan mungkin dapat

menggambarkan pola hubungan yang lebih baik daripada analisa regresi global. Pemodelan dengan memperhatikan faktor spasial menggunakan *Geographically Weighted Negative Binomial Regression* (GWNBR), dimana setiap wilayah pasti memiliki kondisi geografis yang berbeda sehingga menyebabkan adanya perbedaan jumlah kasus kemiskinan antara wilayah satu dengan wilayah yang lainnya sesuai dengan karakteristik wilayah tersebut.

Beberapa penelitian telah dilakukan dengan menggunakan GWNBR salah satunya oleh Pratama (2015) dimana masalah dalam penelitian ini adalah pada kasus penyakit *tuberculosis* (TBC) di Provinsi Jawa Barat dengan menggunakan *Geographically Weighted Negative Binomial Regression*. Hasil dari penelitian ini adalah terdapat 5 pengelompokan kabupaten/kota berdasarkan variabel yang mempengaruhi. Dengan penerapan metode *Geographically Weighted Negative Binomial Regression* (GWNBR) diharapkan dapat memberikan informasi kepada pemerintahan provinsi Jambi dalam membuat skala prioritas dalam pengentasan kemiskinan berdasarkan faktor-faktor yang berpengaruh signifikan di setiap kabupaten/kota.

1.2 Rumusan Masalah

Adanya permasalahan dan keterbatasan tentang pemetaan kemiskinan berdasarkan Kabupaten/Kota di Provinsi Jambi menjadikan perlunya suatu penelitian yang memodelkan dan memetakan kemiskinan berdasarkan Kabupaten/Kota, sehingga permasalahannya adalah faktor apa saja yang menjadi tolak ukur tingkat kemiskinan setiap Kabupaten/Kota di Provinsi Jambi menggunakan metode *Geographically Weighted Negative Binomial Regression* (GWNBR).

1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan permasalahan tersebut, maka tujuan dari penelitian ini adalah:

1. Menentukan karakteristik dan melakukan pemetaan jumlah penduduk miskin di Provinsi Jambi dan faktor-faktor yang diduga menjadi tolak ukurnya pada tahun 2014.
2. Memodelkan dan menentukan faktor-faktor yang menjadi tolak ukur jumlah penduduk miskin setiap kabupaten/kota di Provinsi Jambi.

1.4 Manfaat Penelitian

Penelitian ini diharapkan dapat memberi informasi tambahan kepada pemerintah khususnya Jambi dalam menangani masalah jumlah kemiskinan di Provinsi Jambi sehingga bisa mencapai target pemerintah untuk mewujudkan kesejahteraan rakyat dan bermanfaat untuk pengembangan implementasi statistika dalam bidang sosial menggunakan *Geographically Weighted Negative Binomial Regression* (GWNBR).

1.5 Batasan Masalah

Batasan dalam penelitian ini adalah dengan menggunakan metode *Geographically Weighted Negative Binomial Regression* (GWNBR) dengan menggunakan Kernel Fixed Gaussian untuk menentukan pembobot masing-masing lokasi dalam menentukan model dan faktor-faktor yang menjadi tolak ukur jumlah penduduk miskin setiap Kabupaten/Kota di Provinsi Jambi berdasarkan data tahun 2014, dan menggunakan fungsi Kernel Fixed Gaussian untuk menentukan pembobot yang berbeda setiap Kabupaten/Kota. Indikator-indikator tiap variabel dalam penelitian ini ditentukan berdasarkan teori dan penelitian sebelumnya.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Statistika Deskriptif

Statistika deskriptif adalah metode-metode yang berkaitan dengan pengumpulan dan penyajian gugus data sehingga memberikan informasi yang berguna. Statistika deskriptif memberikan informasi hanya mengenai data yang dimiliki dan sama sekali tidak menarik kesimpulan apapun tentang sekumpulan data yang lebih besar (Walpole. 1995).

2.1.1 Rata-rata

Rata-rata adalah perhitungan dengan cara membagi jumlah nilai data dengan banyaknya data. Rumus rata-rata sebagai berikut:

$$\bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i$$

Dengan:

\bar{X} = rata-rata

X_i = data ke-i

n = banyaknya data

2.1.2 Varians

Varians (Ragam) adalah nilai rata-rata dari kuadrat simpangan.

$$s^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n - 1}$$

Dengan:

s^2 = ukuran penyebaran (varian)

$(x_i - \bar{x})$ = simpangan

n = banyaknya data

2.1.3 Minimum dan Maksimum

Nilai minimum adalah nilai terendah dari sekelompok data yang diamati dan nilai maksimum adalah nilai tertinggi dari sekelompok data yang diamati. (Walpolle, 1995).

2.2 Multikolinieritas

Multikolinieritas merupakan adanya korelasi yang tinggi diantara variabel-variabel bebas dalam model. Variabel X_1, X_2, \dots, X_p dikatakan bersifat saling bebas jika matriks korelasi antar variabel membentuk matriks identitas. Dalam model regresi, adanya korelasi antar variabel prediktor menyebabkan taksiran parameter regresi yang dihasilkan akan memiliki error yang sangat besar.

Pendeteksian kasus multikolinieritas dapat dilihat melalui beberapa cara yaitu sebagai berikut.

1. Jika koefisien korelasi Pearson (r_{ij}) antar variabel prediktor lebih dari 0,95 maka terdapat korelasi antar variabel tersebut.
2. Nilai VIF (*Varian Inflation Factor*) lebih besar dari 10 menunjukkan adanya multikolinieritas antar variabel prediktor. Nilai VIF dinyatakan sebagai berikut:

$$VIF_j = \frac{1}{1-R_j^2} \quad (2.1)$$

dengan R_j^2 adalah koefisien determinasi antara X_j dengan variabel prediktor lainnya (Hocking, 1996).

Solusi untuk mengatasi adanya kasus multikolinieritas adalah dengan cara mengeluarkan variabel prediktor yang tidak signifikan dalam model.

2.3 Regresi Poisson

Regresi poisson merupakan model regresi nonlinier yang sering digunakan untuk menganalisis suatu data *count*. Regresi Poisson adalah salah satu regresi yang digunakan untuk memodelkan antara variabel respon dan variabel prediktor dengan mengasumsikan variabel Y berdistribusi

poisson. Distribusi poisson menyatakan banyaknya sukses yang terjadi dalam suatu selang waktu atau daerah tertentu (Walpole, 1995). Beberapa karakteristik yang merupakan kasus distribusi poisson adalah (Cameron & Trivedi, 1998),

1. Kejadian yang terjadi pada populasi yang besar dengan probabilitas yang kecil.
2. Bergantung pada interval waktu tertentu.
3. Kejadian yang termasuk ke dalam *counting process* atau termasuk ke dalam lingkupan proses stokastik.
4. Perulangan dari kejadian yang mengikuti sebaran distribusi binomial.

Jika variabel random diskrit Y merupakan distribusi poisson dengan parameter μ maka fungsi peluang dari distribusi poisson itu sendiri dapat dinyatakan sebagai berikut.

$$f(y, \mu) = \frac{e^{-\mu} \mu^y}{y!}; y = 0, 1, 2, \dots \quad (2.2)$$

dengan μ merupakan rata-rata variabel respon yang berdistribusi poisson dimana nilai rata-rata dan varians dari Y mempunyai nilai lebih dari 0. Distribusi poisson adalah suatu distribusi yang paling sederhana dalam pemodelan data yang berupa *count* atau jumlah. Distribusi poisson memiliki ciri bahwa nilai mean sama dengan varians. Pada kenyataannya ditemukan suatu kondisi dimana varians lebih besar dari nilai mean yang disebut kondisi overdispersi. Regresi Poisson tidak sesuai untuk kasus overdispersi karena akan menghasilkan estimasi parameter yang bias dan tidak efisien.

Persamaan model regresi poisson dapat ditulis sebagai berikut.

$$\begin{aligned} \hat{\mu}_i &= \exp(x_i^T \boldsymbol{\beta}) \\ \hat{\mu}_i &= \exp(\beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + \dots + \beta_p x_{ip}) \\ \ln(\hat{\mu}_i) &= \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + \dots + \beta_p x_{ip} \end{aligned} \quad (2.3)$$

dengan μ_i merupakan rata-rata jumlah kejadian yang terjadi dalam interval waktu tertentu.

2.3.1 Estimasi Parameter Model Regresi Poisson

Salah satu metode yang digunakan untuk estimasi parameter model regresi poisson menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE) yaitu dengan cara memaksimumkan fungsi *likelihood*. Fungsi *likelihood* dari regresi poisson adalah sebagai berikut.

1. Mengambil n data sampel random
2. Membentuk fungsi *likelihood* dari regresi Poisson, yaitu

$$\begin{aligned}
 \ln L(\boldsymbol{\beta}) &= \ln \left(\prod_{i=1}^n \frac{e^{-\mu_i} \mu_i^{y_i}}{y_i!} \right) \\
 &= \sum_{i=1}^n \ln \left(\frac{\exp(-\mu_i) \mu_i^{y_i}}{y_i!} \right) \\
 &= \sum_{i=1}^n (\ln(e^{-\mu_i}) + \ln(\mu_i^{y_i}) - \ln(y_i!)) \\
 &= \sum_{i=1}^n (-\mu_i + y_i \ln(\mu_i) - \ln(y_i!)) \\
 &= \sum_{i=1}^n (-e^{\mathbf{X}_i^T \boldsymbol{\beta}} + y_i \ln e^{\mathbf{X}_i^T \boldsymbol{\beta}} - \ln(y_i!)) \\
 &= -\sum_{i=1}^n e^{\mathbf{X}_i^T \boldsymbol{\beta}} + \sum_{i=1}^n y_i \mathbf{X}_i^T \boldsymbol{\beta} - \sum_{i=1}^n \ln(y_i!) \tag{2.4}
 \end{aligned}$$

Kemudian Persamaan (2.4) diturunkan terhadap $\boldsymbol{\beta}^T$ yang merupakan bentuk vektor, menjadi

$$\frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \boldsymbol{\beta}^T} = -\sum_{i=1}^n \mathbf{x}_i \exp(\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}) + \sum_{i=1}^n y_i \mathbf{x}_i \tag{2.5}$$

Persamaan (2.5) disamakan dengan nol sebagai syarat perlu, menggunakan metode iterasi Newton-Raphson. Metode ini digunakan karena jika diselesaikan dengan MLE (derivatif) akan menghasilkan persamaan yang tidak *close form*.

Berikut ini merupakan langkah-langkah optimisasi menggunakan metode Newton-Raphson.

1. Menentukan nilai taksiran awal parameter $\hat{\boldsymbol{\beta}}_{(0)}$.
Penentuan nilai awal biasanya diperoleh dengan metode *Ordinary Least Square* (OLS), yaitu menggunakan:

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}_0 = (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{Y} \tag{2.6}$$

dengan,

$$X = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & x_{21} & \dots & x_{p1} \\ 1 & x_{12} & x_{22} & \dots & x_{p2} \\ 1 & x_{13} & x_{23} & \dots & x_{p3} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_{1n} & x_{2n} & \dots & x_{pn} \end{bmatrix}$$

$$Y = [y_1 \ y_2 \ y_3 \ \dots \ y_n]^T$$

2. Membentuk vektor gradien \mathbf{g}

$$\mathbf{g}(\boldsymbol{\beta}_{(m)})_{(p+1) \times 1} = \left(\frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_0}, \frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_1}, \dots, \frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_p} \right)^T_{\beta = \hat{\beta}_{(m)}} \quad (2.7)$$

p adalah jumlah parameter yang diestimasi (variabel prediktor)

3. Membentuk matriks Hessian \mathbf{H}

$$\mathbf{H}(\boldsymbol{\beta}_{(m)})_{(p+1) \times (p+1)} = \begin{pmatrix} \frac{\partial^2 \ln L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_0^2} & \frac{\partial^2 \ln L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_0 \partial \beta_1} & \dots & \frac{\partial^2 \ln L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_0 \partial \beta_p} \\ & \frac{\partial^2 \ln L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_1^2} & \dots & \frac{\partial^2 \ln L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_1 \partial \beta_p} \\ & & \ddots & \vdots \\ \text{simetris} & & & \frac{\partial^2 \ln L(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_p^2} \end{pmatrix}_{\beta = \hat{\beta}_{(m)}}$$

4. Mulai dari $m=0$ dilakukan iterasi pada persamaan :

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}_{(m+1)} = \hat{\boldsymbol{\beta}}_{(m)} - \mathbf{H}_{(m)}^{-1}(\hat{\boldsymbol{\beta}}_{(m)}) \mathbf{g}_{(m)}(\hat{\boldsymbol{\beta}}_{(m)})$$

Nilai $\hat{\boldsymbol{\beta}}_{(m)}$ merupakan sekumpulan penaksir parameter yang konvergen pada iterasi ke- m .

5. Jika belum didapatkan penaksir parameter yang konvergen, maka dilanjutkan kembali langkah 2 hingga iterasi ke $m = m+1$. Iterasi berhenti pada keadaan konvergen yaitu pada saat $\|\hat{\boldsymbol{\beta}}_{(m+1)} - \hat{\boldsymbol{\beta}}_{(m)}\| < \varepsilon$, dimana ε merupakan bilangan yang sangat kecil sekali.

2.3.2 Pengujian Parameter Model Regresi Poisson

Pengujian parameter model regresi poisson bertujuan untuk menguji apakah parameter model memiliki pengaruh yang signifikan terhadap variabel respon (y) dengan hipotesis sebagai berikut.

$$H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_p = 0$$

$$H_1 : \text{paling sedikit ada satu } \beta_j \neq 0 ; j = 1, 2, \dots, p$$

dengan statistik uji sebagai berikut

$$D(\hat{\beta}) = -2 \ln \Delta = -2 \ln \frac{L(\hat{\omega})}{L(\hat{\Omega})} \quad (2.8)$$

dimana $D(\hat{\beta})$ adalah nilai devians model regresi poisson dan $L(\hat{\omega})$ merupakan nilai maksimum *likelihood* untuk model sederhana tanpa melibatkan variabel prediktor, $L(\hat{\Omega})$ merupakan nilai maksimum *likelihood* untuk model yang lebih lengkap dengan melibatkan variable prediktor. Tolak H_0 jika $D(\hat{\beta}) > \chi^2_{(p; \alpha)}$ yang artinya bahwa minimal ada satu parameter yang berpengaruh secara signifikan terhadap variabel respon (y) pada model regresi poisson.

Jika diperoleh keputusan tolak H_0 pada pengujian parameter serentak, maka selanjutnya dilakukan pengujian signifikansi secara parsial untuk mengetahui parameter mana saja yang memberikan pengaruh yang signifikan terhadap model dengan hipotesis sebagai berikut.

$$H_0 : \beta_j = 0$$

$$H_1 : \beta_j \neq 0$$

dengan statistik uji

$$Z_{hitung} = \frac{\hat{\beta}_j}{se(\hat{\beta}_j)} \quad (2.9)$$

Tolak H_0 jika $|Z_{hitung}| > z_{(\alpha/2)}$ dengan α merupakan tingkat signifikansi yang ditentukan. Tolak H_0 berarti bahwa parameter ke- j signifikan terhadap model regresi poisson.

2.3.3 Overdispersi

Overdispersi adalah kondisi dimana nilai varians lebih besar dari nilai mean $\{Var(Y) > E(Y)\}$, yang artinya sifat *equidispersion* tidak terpenuhi. *Overdispersion* menyebabkan taksiran parameter model menjadi bias dan tidak efisien. Selain itu, *over-dispersion* menyebabkan tingkat kesalahan model semakin besar dan regresi poisson menjadi tidak sesuai. Untuk mendeteksi keberadaan *overdispersion* adalah nilai *deviance* dibagi dengan derajat bebasnya. Terjadi kasus *overdispersion* jika hasil bagi tersebut lebih besar dari 1. Misalkan θ merupakan parameter dispersi, maka jika $\theta > 0$ artinya terjadi overdispersi pada regresi poisson, jika $\theta < 0$ artinya terjadi underdispersi dan jika $\theta = 0$ berarti tidak terjadi kasus over/under dispersi yang disebut dengan equidispersi (Famoye, Wulu & Singh, 2004).

2.4 Regresi Binomial Negatif

Model binomial negatif merupakan salah satu solusi untuk mengatasi masalah overdispersi yang didasarkan pada model campuran Poisson-Gamma (Hardin & Hilbe, 2007). Pada regresi binomial negatif, variabel respon diasumsikan berdistribusi binomial negatif yang dihasilkan dari distribusi *mixture* Poisson-Gamma. Untuk membentuk suatu model regresi pada distribusi binomial negatif, maka nilai parameter dari distribusi Poisson-Gamma *mixture* dinyatakan dalam bentuk $\mu = ab$ dan $\theta = \frac{1}{a}$ sehingga $E(Y) = \mu$ dan $V[Y] = \mu + \theta\mu^2 = \mu(1 + \theta\mu)$ dengan θ adalah *dispersion parameter*, dengan Y mengikuti distribusi binomial negatif. Kemudian fungsi massa peluang binomial negative menjadi sebagai berikut.

$$f(y, \mu, \theta) = \frac{\Gamma(y+1/\theta)}{\Gamma(1/\theta)(y!)} \left(\frac{1}{1+\theta\mu}\right)^{1/\theta} \left(\frac{\theta\mu}{1+\theta\mu}\right)^y$$

saat $\theta = 0$ maka distribusi binomial negatif memiliki varians $V[Y] = \mu$ yang artinya distribusi binomial negative akan

mendekati suatu distribusi Poisson yang mengasumsikan mean dan varians sama yaitu $E[Y] = V[Y] = \mu$.

Kontribusi variabel prediktor dalam model regresi binomial negatif dinyatakan dalam bentuk kombinasi linier antara parameter (μ) dengan parameter regresi yang akan ditaksir yaitu:

$$\mu_i = \exp(\beta_0 + \beta_1 x_{1i} + \beta_2 x_{2i} + \dots + \beta_p x_{pi}) \quad (2.10)$$

2.4.1 Estimasi Parameter Model Regresi Binomial Negatif

Estimasi parameter Model Regresi Binomial Negatif menggunakan metode *maximum likelihood estimation* (MLE) yaitu dengan cara memaksimumkan fungsi *likelihood* (Hilbe, 2011). Fungsi *likelihood* dari regresi binomial negatif yaitu.

$$L(\boldsymbol{\beta}, \theta) = \prod_{i=1}^n \frac{\Gamma(y_i + 1/\theta)}{\Gamma(1/\theta)\Gamma(y_i + 1)} \left(\frac{1}{1 + \theta\mu_i}\right)^{1/\theta} \left(\frac{\theta\mu_i}{1 + \theta\mu_i}\right)^{y_i}$$

Dengan $\frac{\Gamma(y_i + 1/\theta)}{\Gamma(1/\theta)} = \prod_{r=1}^{y_i-1} (r + \theta^{-1})$

$$L(\boldsymbol{\beta}, \theta) = \prod_{i=1}^n \left(\prod_{r=1}^{y_i-1} (r + \theta^{-1})\right) \frac{1}{(y_i!)} \left(\frac{1}{1 + \theta\mu_i}\right)^{1/\theta} \left(\frac{\theta\mu_i}{1 + \theta\mu_i}\right)^{y_i}$$

dengan $\frac{\Gamma(y_i + 1/\theta)}{\Gamma(1/\theta)} = \prod_{r=0}^{y_i-1} (r + \theta^{-1})$ $L(\boldsymbol{\beta}, \theta) =$

$$\prod_{i=1}^n \left(\prod_{r=1}^{y_i-1} (r + \theta^{-1})\right) \frac{1}{(y_i!)} \left(\frac{1}{1 + \theta\mu_i}\right)^{1/\theta} \left(\frac{\theta\mu_i}{1 + \theta\mu_i}\right)^{y_i}$$

$$\ln\{L(\boldsymbol{\beta}, \theta)\} = \sum_{i=1}^n \left[\left(\sum_{r=0}^{y_i-1} \ln(r + \theta^{-1})\right) - \ln(y_i!) - (\theta^{-1} + y_i) \ln(1 + \theta\mu_i) + y_i \ln(\theta\mu_i) \right] \quad (2.11)$$

Berikut ini merupakan langkah-langkah dalam estimasi parameter model regresi binomial negative (Cameron & Trivedi, 1998):

1. Menentukan taksiran awal dari θ yaitu $\hat{\theta}_i = 0,1$
2. Menentukan taksiran maksimum *likelihood* dari parameter $\boldsymbol{\beta}$ menggunakan iterasi Fisher scoring dengan asumsi $\theta = \hat{\theta}_1$

$$\hat{\beta}_{m+1} = \hat{\beta}_m + (X^T W_m X)^{-1} X^T W_m z_m$$

dimana $w_m = \frac{\mu_m}{1+\theta\mu_m}$ dan $z_m = \frac{(y_m - \mu_m)}{\mu_m}$

Iterasi berakhir sampai diperoleh $\|\hat{\beta}_{m+1} - \hat{\beta}_m\| \leq \varepsilon$

3. Menggunakan $\hat{\beta}$ untuk menghasilkan estimasi dari parameter θ dengan menggunakan prosedur iterasi Newton-Raphson satu variabel,

$$\hat{\theta}_{i+1} = \hat{\theta}_i - \frac{f'(\theta_i)}{f''(\theta_i)}$$

dimana $f'(\theta_i)$ adalah turunan pertama fungsi likelihood $L(\beta, \theta)$ terhadap parameter θ dan $f''(\theta_i)$ adalah turunan kedua fungsi likelihood $L(\beta, \theta)$ terhadap parameter θ .

Iterasi berakhir sampai diperoleh $|\hat{\theta}_{i+1} - \hat{\theta}_i| < \varepsilon$; ε merupakan nilai bilangan positif yang sangat kecil. Jika tidak, maka kembali ke langkah 2 dengan menggunakan parameter $\theta = \hat{\theta}_{i+1}$

2.4.2 Uji Kesesuaian Model Regresi Binomial Negatif

Uji kesesuaian model regresi binomial negatif dengan uji devians dengan hipotesis sebagai berikut.

$$H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_p = 0$$

$$H_1 : \text{paling sedikit ada satu } \beta_j \neq 0 ; j = 1, 2, \dots, p$$

Statistik Uji:

$$D(\hat{\beta}) = -2 \ln \left(\frac{L(\hat{\omega})}{L(\hat{\Omega})} \right) = 2(\ln L(\hat{\Omega}) - \ln L(\hat{\omega})) \quad (2.12)$$

Kriteria penolakan yaitu tolak H_0 jika statistik uji $D(\hat{\beta}) >$

$\chi^2_{(\alpha, p)}$, artinya paling sedikit ada satu variabel yang memberikan pengaruh pada model

Pengujian signifikansi secara parsial dilakukan untuk mengetahui parameter manasaja yang memberikan pengaruh yang signifikan terhadap model dengan hipotesis sebagaiberikut.

$$H_0 : \beta_j = 0$$

$$H_1 : \beta_j \neq 0 ; j=1,2,\dots,p$$

Statistikuji:

$$Z_{hit} = \frac{\hat{\beta}_j}{se(\hat{\beta}_j)} \quad (2.13)$$

Kriteria penolakan yaitu tolak H_0 jika statistik uji $|Z_{hit}| > Z_{\alpha/2}$ artinya bahwa parameter ke- j signifikan terhadap model regresi binomial negatif.

2.5 Pengujian Spasial

Analisis spasial dilakukan jika data yang digunakan memenuhi aspek spasial yaitu adanya heterogenitas spasial dan atau memiliki sifat yang saling berkorelasi (dependensi spasial). Heterogenitas merujuk pada variasi yang terdapat di setiap lokasi. Setiap lokasi memiliki kekhasan atau karakteristik sendiri dibandingkan dengan lokasi lainnya. Heterogenitas spasial disebabkan oleh kondisi unit-unit spasial di dalam suatu wilayah penelitian yang pada dasarnya tidaklah homogen. Dampaknya parameter regresi bervariasi secara spasial atau nonstasioneritas spasial pada parameter regresi. Dependensi spasial menunjukkan bahwa pengamatan di suatu lokasi bergantung pada pengamatan di lokasi lain yang letaknya berdekatan (Anselin, 1998).

2.5.1 Pengujian Heterogenitas Spasial

Pengujian heterogenitas spasial digunakan untuk melihat perbedaan karakteristik antara satu titik pengamatan dengan titik pengamatan lainnya menyebabkan adanya heterogenitas spasial. Untuk melihat adanya heterogenitas spasial pada data dapat dilakukan pengujian *Breusch-Pagan* (Anselin, 1998) dengan hipotesis sebagai berikut.

$$H_0 : \sigma^2_1 = \sigma^2_2 = \dots = \sigma^2_n = \sigma^2 \text{ (variansi antar lokasi sama)}$$

$$H_1 : \text{Minimal adasatu } \sigma^2_i \neq \sigma^2, i=1,2,\dots,n \text{ (variansi antar lokasi berbeda)}$$

dengan statistik uji *Breusch-Pagan* (BP) adalah sebagai berikut.

$$BP = \left(\frac{1}{2}\right) f^T Z (Z^T Z)^{-1} Z^T f \sim \chi^2_{(p)} \quad (2.14)$$

dengan

$$e_i = y_i - \hat{y}_i$$

$$f = (f_1, f_2, \dots, f_n)^T \text{ dengan } f_i = \frac{e_i^2}{\hat{\sigma}^2} - 1$$

$$\hat{\sigma}^2 = \text{varians dari } y$$

$$e_i^2 = \text{kuadrat sisaan untuk pengamatan ke-} i$$

Z = matriks berukuran $n \times (p+1)$ yang berisi vektor yang sudah di normal bakukan (z) untuk setiap pengamatan.

Kriteria penolakan yaitu tolak H_0 jika statistik uji $BP > \chi^2_{(\alpha, p)}$ yang artinya adalah variansi antar lokasi berbeda.

2.5.2 Pengujian Dependensi Spasial

Pengujian dependensi spasial digunakan untuk melihat apakah pengamatan pada suatu lokasi bergantung pada lokasi pengamatan lain yang letaknya berdekatan. Statistik uji yang digunakan dalam autokorelasi spasial adalah Moran's I. Moran's I adalah ukuran hubungan antara pengamatan yang saling berdekatan (Anselin, 1998). Hipotesis yang digunakan sebagai berikut.

$$H_0 : I = 0 \text{ (tidak ada dependensi spasial)}$$

$$H_1 : I \neq 0 \text{ (ada dependensi spasial)}$$

dengan statistik uji Moran's I sebagai berikut

$$Z_{I \text{ hit}} = \frac{\hat{I} - E(\hat{I})}{\sqrt{\text{Var}(\hat{I})}} \quad (2.15)$$

dimana

$$\hat{I} = \frac{n \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^n W_{ik} (y_i - \bar{y})(y_k - \bar{y})}{(\sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^n W_{ik}) \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}$$

n = banyak pengamatan

\bar{y} = nilai rata-rata dari y_i dari n lokasi

y_i = nilai pengamatan pada lokasi ke- i

y_k = nilai pengamatan pada lokasi ke- k
 w_{ik} = elemen matriks pembobot Kernel Fixed Gaussian
 Kriteria penolakan yaitu tolak H_0 jika nilai $|Z_{I\ hit}| > Z_{\alpha/2}$ yang artinya terdapat dependensi spasial.

2.5.3 Penentuan *Bandwidth* dan Pembobot Optimum

Faktor pembobot untuk setiap lokasi berbeda-beda. Fungsi pembobot yang digunakan adalah fungsi Kernel Fixed Gaussian yang dapat ditulis sebagai berikut.

$$w_{ik} = \exp\left(-\frac{1}{2}\left(d_{ik}/b\right)^2\right) \quad (2.16)$$

dengan

$$d_{ik} = \sqrt{(u_i - u_k)^2 + (v_i - v_k)^2} \quad (2.17)$$

b = nilai bandwidth optimum pada tiap lokasi

Pemilihan bandwidth optimum sangat penting karena akan mempengaruhi ketepatan model terhadap data yaitu mengatur varians dan bias dari model. Dalam menentukan bandwidth optimum tidak mudah, sehingga digunakan kriteria minimum cross validation (CV) yang dirumuskan sebagai berikut.

$$CV(b) = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_{\neq i}(b_i))^2 \quad (2.18)$$

$\hat{y}_{\neq i}(b_i)$ merupakan penaksir y_i dimana pengamatan lokasi (u_i, v_i) dihilangkan dalam proses estimasi.

2.6 *Geographically Weighted Negative Binomial Regression (GWNBR)*

Model *Geographically Weighted Negative Binomial Regression* (GWNBR) merupakan salah satu metode yang cukup efektif menduga data yang memiliki heterogenitas spasial untuk data *count* yang memiliki overdispersi. Model GWNBR merupakan pengembangan dari model regresi binomial negatif. Model GWNBR akan menghasilkan parameter lokal dengan masing-masing lokasi akan memiliki

parameter yang berbeda-beda. Model GWNBR dapat dirumuskan sebagai berikut (Ricardo & Carvalho, 2013).

$$y_i \sim NB \left[\exp \left(\sum_{j=0}^p \beta_j(u_i, v_i) x_{ij} \right), \theta(u_i, v_i) \right], i = 1, 2, 3, \dots, n \quad (2.19)$$

dimana,

y_i : Nilai observasi respon ke- i

x_{ij} : nilai observasi variabel prediktor ke- j pada

pengamatan lokasi (u_i, v_i)

$\beta_j(u_i, v_i)$: koefisien regresi variabel prediktor ke- k untuk setiap lokasi (u_i, v_i)

$\theta(u_i, v_i)$: parameter dispersi untuk setiap lokasi (u_i, v_i)

Fungsi sebaran binomial negative untuk setiap lokasi berdasarkan persamaan (2.19) dapat ditulis dalam bentuk persamaan sebagai berikut.

$$f(y_i | x_{ij} \beta_j(u_i, v_i), \theta(u_i, v_i)) = \frac{\Gamma(y_i + 1/\theta_i)}{\Gamma(1/\theta_i) \Gamma(y_i + 1)} \left(\frac{1}{1 + \theta_i \mu_i} \right)^{1/\theta_i} \left(\frac{\theta_i \mu_i}{1 + \theta_i \mu_i} \right)^{y_i} \quad (2.20)$$

dengan $i = 0, 1, 2, \dots$

dimana, $\mu_i = \exp(\mathbf{X}_i^T \boldsymbol{\beta}_{(u_i, v_i)})$

$\theta_i = \theta(u_i, v_i)$

2.6.1 Estimasi Parameter Model GWNBR

Estimasi parameter model GWNBR menggunakan metode *maximum likelihood estimation*. Langkah awal dari metode maksimum *likelihood* adalah membentuk fungsi *likelihood* sebagai berikut.

$$L(\boldsymbol{\beta}(u_i, v_i), \theta_i | y_i, x_i) = \prod_{i=1}^n \left[\frac{\Gamma(y_i + 1/\theta_i)}{\Gamma(1/\theta_i) \Gamma(y_i + 1)} \left(\frac{1}{1 + \theta_i \mu_i} \right)^{1/\theta_i} \left(\frac{\theta_i \mu_i}{1 + \theta_i \mu_i} \right)^{y_i} \right] = \prod_{i=1}^n \left(\frac{\Gamma(y_i + 1/\theta_i)}{\Gamma(1/\theta_i) \Gamma(y_i + 1)} \right) \left(\prod_{i=1}^n \left(\frac{1}{1 + \theta_i \mu_i} \right)^{1/\theta_i} \right) \left(\prod_{i=1}^n \left(\frac{\theta_i \mu_i}{1 + \theta_i \mu_i} \right)^{y_i} \right)$$

diketahui bahwa:

$$\frac{\Gamma(y_i + \theta_i^{-1})}{\Gamma(\theta_i^{-1})} = \theta_i^{-1}(\theta_i^{-1} + 1)(\theta_i^{-1} + 2) \dots (\theta_i^{-1} + y_i - 1),$$

sehingga diperoleh:

$$\begin{aligned} &= \left(\frac{1}{\theta_i}\right) \left(\frac{1}{\theta_i}\right) (1 + \theta_i) \left(\frac{1}{\theta_i}\right) (1 + 2\theta_i) \dots \left(\frac{1}{\theta_i}\right) (1 + (y_i - 1)\theta_i) \\ &= \prod_{r=0}^{y_i-1} \left(r + \frac{1}{\theta_i}\right) \end{aligned}$$

Sehingga didapatkan fungsi *likelihood* $L(\beta_{(u_i, v_i)}, \theta_i | y_i, x_i)$ sebagai berikut.

$$\begin{aligned} L(\beta_{(u_i, v_i)}, \theta_i | y_i, x_i) &= \prod_{i=1}^n \left(\prod_{r=0}^{y_i-1} \left(r + \frac{1}{\theta_i} \right) \right) \frac{1}{(y_i!)} \left(\frac{1}{1 + \theta_i \mu_i} \right)^{1/\theta_i} \left(\frac{\theta_i \mu_i}{1 + \theta_i \mu_i} \right)^{y_i} \\ \ln L(\beta_{(u_i, v_i)}, \theta_i | y_i, x_i) &= \sum_{i=1}^n \left[\sum_{r=0}^{y_i-1} \ln(r + \theta_i^{-1}) \right) - \\ &\quad \ln(y_i!) + \theta_i^{-1} \ln(1 + \theta_i \mu_i) + \\ &\quad y_i \ln \left(\frac{\theta_i \mu_i}{1 + \theta_i \mu_i} \right) \Big] \\ &= \sum_{i=1}^n \left[\sum_{r=0}^{y_i-1} \ln(r + \theta_i^{-1}) \right) - \\ &\quad \ln(y_i!) + y_i \ln \theta_i \mu_i - (y_i + \theta_i^{-1}) \ln(1 + \theta_i \mu_i) \Big] \end{aligned}$$

Proses pendugaan parameter diperoleh melalui metode iterasi numerik yaitu iterasi Newton-Raphson. Metode ini digunakan untuk menemukan solusi dari fungsi *log-likelihood* sehingga diperoleh nilai yang cukup konvergen yang akan dijadikan estimasi untuk masing-masing parameter. Berikut ini merupakan langkah-langkah optimisasi menggunakan metode Newton-Raphson.

1. Menentukan nilai taksiran awal parameter $\hat{\beta}_{(0)} = [\theta_0 \ \beta_{00} \ \dots \ \beta_{p0}]$ untuk iterasi pada saat $m=0$
2. Membentuk vektor \mathbf{g}

$$\mathbf{g}(\hat{\boldsymbol{\beta}}_{(m)})_{(p+1)} = \left(\frac{\partial \ln L(.)}{\partial \theta}, \frac{\partial \ln L(.)}{\partial \beta_0}, \frac{\partial \ln L(.)}{\partial \beta_1}, \dots, \frac{\partial \ln L(.)}{\partial \beta_p} \right)^T_{\beta = \hat{\boldsymbol{\beta}}_{(m)}}$$

Dengan p adalah jumlah parameter yang ditaksir.

3. Membentuk matriks Hessian \mathbf{H}

$$\mathbf{H}(\hat{\boldsymbol{\beta}}_{(m)})_{(p+2) \times (p+2)} = \begin{pmatrix} \frac{\partial^2 \ln L(.)}{\partial \theta_i^2} & \frac{\partial^2 \ln L(.)}{\partial \theta_i \partial \beta_0} & \dots & \frac{\partial^2 \ln L(.)}{\partial \theta_i \partial \beta_p} \\ & \frac{\partial^2 \ln L(.)}{\partial \beta_0^2} & \dots & \frac{\partial^2 \ln L(.)}{\partial \beta_0 \partial \beta_p} \\ & & \ddots & \vdots \\ \text{simetris} & & & \frac{\partial^2 \ln L(.)}{\partial \beta_p^2} \end{pmatrix}_{\beta = \hat{\boldsymbol{\beta}}_{(m)}}$$

4. Melakukan iterasi mulai dari $m=0$ pada persamaan :

$$\hat{\boldsymbol{\beta}}_{(m+1)} = \hat{\boldsymbol{\beta}}_{(m)} - \mathbf{H}_{(m)}^{-1}(\hat{\boldsymbol{\beta}}_{(m)}) \mathbf{g}_{(m)}(\hat{\boldsymbol{\beta}}_{(m)})$$

5. Proses iterasi berhenti jika nilai estimasi yang diperoleh sudah konvergen ke suatu nilai, atau $\hat{\boldsymbol{\beta}}_{(m+1)} \approx \hat{\boldsymbol{\beta}}_{(m)}$

6. Jika penaksir parameter belum konvergen, maka lakukan pada langkah kedua hingga konvergen.

Penaksir parameter yang konvergen diperoleh jika $\|\boldsymbol{\beta}_{(m+1)} - \boldsymbol{\beta}_{(m)}\| < \varepsilon$, ε merupakan bilangan yang sangat kecil.

2.6.2 Pengujian Kesamaan Model GWNBR

Pengujian kesamaan model GWNBR dengan regresi binomial negatif dilakukan untuk melihat terdapat perbedaan yang signifikan atau tidak antara model GWNBR dengan regresi binomial negatif dengan hipotesis sebagai berikut.

$$H_0 : \beta_j(u_i, v_i) = \beta_j \quad j=0,1,2,\dots,p; i=1,2,\dots,n$$

$$H_1 : \beta_j(u_i, v_i) \neq \beta_j$$

Statistik uji :

$$F_{hit} = \frac{\text{devians Model A} / df_A}{\text{devians Model B} / df_B} \quad (2.21)$$

Dimisalkan model A adalah model binomial negatif dan model B adalah model GWNBR yang mengikuti distribusi F dengan derajat bebas df_A dan df_B . Tolak H_0 jika $F_{hit} > F_{(\alpha, df_A, df_B)}$ yang artinya bahwa ada perbedaan yang signifikan antara model binomial negatif dengan model GWNBR, sehingga perlu dilakukan pengujian parameter model GWNBR serentak dan parsial.

2.6.3 Pengujian Parameter Model GWNBR

Pengujian signifikansi parameter model GWNBR terdiri dari uji serentak dan parsial. Uji signifikansi secara serentak dengan menggunakan *Maximum Likelihood Ratio Test* (MLRT) dengan hipotesis sebagai berikut.

$$H_0 : \beta_1(u_i, v_i) = \beta_2(u_i, v_i) = \dots = \beta_p(u_i, v_i) = 0$$

$$H_1 : \text{paling sedikit ada satu } \beta_j(u_i, v_i) \neq 0 ; j = 1, 2, \dots, p$$

Statistik Uji:

$$D(\hat{\beta}) = -2 \ln \left(\frac{L(\hat{\omega})}{L(\hat{\Omega})} \right) = 2(\ln L(\hat{\Omega}) - \ln L(\hat{\omega})) \quad (2.22)$$

dengan $L(\hat{\omega})$ dan $L(\hat{\Omega})$ sebagai berikut.

$$\begin{aligned} L(\hat{\omega}) &= \prod_{i=1}^n \left(\prod_{r=0}^{y_i-1} \left(r + \hat{\theta}_i^{-1} \right) \frac{1}{(y_i!)} \left(\frac{1}{1 + \hat{\theta}_i \hat{\mu}_i} \right)^{1/\hat{\theta}_i} \left(\frac{\hat{\theta}_i \hat{\mu}_i}{1 + \hat{\theta}_i \hat{\mu}_i} \right)^{y_i} \right. \\ \ln L(\hat{\omega}) &= \sum_{i=1}^n \left[\left(\sum_{r=0}^{y_i-1} \ln \left(r + \hat{\theta}_i^{-1} \right) \right) - \ln(y_i!) + \right. \\ &\quad \left. y_i \ln \hat{\theta}_i \mu_i - (y_i + \hat{\theta}_i^{-1}) \ln(1 + \hat{\theta}_i \mu_i) \right] \end{aligned}$$

dengan $\hat{\mu}_i = \exp(\hat{\beta}_0(u_i, v_i))$

$$\begin{aligned} L(\hat{\Omega}) &= \prod_{i=1}^n \left(\prod_{r=0}^{y_i-1} \left(r + \hat{\theta}_i^{-1} \right) \frac{1}{(y_i!)} \left(\frac{1}{1 + \hat{\theta}_i \hat{\mu}_i} \right)^{1/\hat{\theta}_i} \left(\frac{\hat{\theta}_i \hat{\mu}_i}{1 + \hat{\theta}_i \hat{\mu}_i} \right)^{y_i} \right. \\ \ln L(\hat{\Omega}) &= \sum_{i=1}^n \left[\left(\sum_{r=0}^{y_i-1} \ln \left(r + \hat{\theta}_i^{-1} \right) \right) - \ln(y_i!) + \right. \\ &\quad \left. y_i \ln \hat{\theta}_i \mu_i - (y_i + \hat{\theta}_i^{-1}) \ln(1 + \hat{\theta}_i \mu_i) \right] \end{aligned}$$

dengan $\hat{\mu}_i = \exp(\sum_{l=0}^p \hat{\beta}_l(u_i, v_i) x_{il})$

Kriteria penolakan yaitu Tolak H_0 jika statistik uji

$$D(\hat{\beta})\chi^2_{(\alpha,p)}$$

Pengujian signifikansi secara parsial untuk mengetahui parameter mana saja yang memberikan pengaruh yang signifikan terhadap variabel respon pada tiap-tiap lokasi dengan hipotesis sebagai berikut.

$$H_0 : \beta_j(u_i, v_i) = 0$$

$$H_1 : \beta_j(u_i, v_i) \neq 0 ; j=1,2,\dots,p$$

$$\text{Statistik uji: } Z = \frac{\hat{\beta}_j(u_i, v_i)}{se(\hat{\beta}_j(u_i, v_i))} \quad (2.23)$$

Kriteria penolakan adalah tolak H_0 jika statistik uji $|Z| > Z_{(\alpha/2)}$ yang berarti bahwa parameter j berpengaruh signifikan terhadap variabel respon di lokasi pada tiap lokasi.

2.7 Definisi Kemiskinan

Pengertian kemiskinan secara umum dipahami dengan suatu permasalahan yang dikaitkan dengan sektor ekonomi masyarakat, padahal jika dilihat secara luas kemiskinan dapat dilihat dari sudut pandang baik sosial maupun budaya dari masyarakat. Kemiskinan merupakan sebuah permasalahan yang sering dihadapi oleh masyarakat dimana terdapat kondisi ketidakmampuan untuk memenuhi kebutuhan hidup sehari-hari dimulai dari pemenuhan papan, sandang, maupun pangan. Fenomena seperti hal ini biasa terjadi dikarenakan rendahnya penghasilan masyarakat dan juga rendahnya kualitas sumber daya manusia itu sendiri. Hal seperti ini dapat kita lihat pada suatu Negara berkembang yang memiliki tingkat penduduk yang tinggi sehingga terjadi ketidakmerataan kesejahteraan masyarakat yang dapat memicu ketimpangan sosial.

Kemiskinan merupakan dimana seseorang hidup dibawah standar kebutuhan minimum yang telah ditetapkan berdasarkan kebutuhan pokok pangan yang membuat seseorang cukup untuk bekerja dan hidup sehat berdasarkan

kebutuhan beras dan gizi. Seseorang dikatakan miskin apabila tidak memperoleh penghasilan setara dengan 320 kilogram beras untuk daerah pedesaan, dan 480 kilogram beras untuk masyarakat yang tinggal di daerah perkotaan (Sajogyo). Jenis-jenis dari kemiskinan dibagi menjadi tiga jenis, yaitu:

a. Kemiskinan alamiah

Kemiskinan alamiah terjadi dikarenakan akibat dari rendahnya kualitas sumber daya alam (SDA) maupun sumber daya manusia (SDM). Dengan rendahnya kedua faktor tersebut membuat tingkat produksi juga rendah. Dalam pengertian ini dapat kita melihat contoh kasus didalam sektor pertanian. Dengan kondisi iklim yang tidak menentu membuat petani tidak mampu untuk mengolah dan memaksimalkan lahan pertanian yang dimiliki.

b. Kemiskinan kultural

Kemiskinan kultural terjadi akibat dari tidak ada kemauan dari masyarakat baik secara kelompok maupun perorangan untuk berusaha memperbaiki kualitas hidup mereka. Hal ini biasa terjadi akibat dari sistem budaya tradisi masyarakat yang sudah melekat. Sebagai contoh kasus adalah terdapatnya sistem waris dari sekelompok masyarakat.

c. Kemiskinan struktural

Kemiskinan struktural terjadi akibat dari suatu kebijakan-kebijakan yang ditetapkan oleh pemerintah sehingga menyebabkan kemiskinan pada sekelompok masyarakat.

BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data sekunder. Data yang digunakan diambil dari Badan Pusat Statistik (BPS) Provinsi Jambi. Dalam penelitian ini yang menjadi unit analisis adalah 11 kab/kota di provinsi Jambi.

3.1 Variabel Penelitian

Variabel yang digunakan dalam penelitian ini ada dua yaitu variabel dependen dan variabel independen, lebih tepatnya dijelaskan pada Tabel 3.1.

Tabel 3.1 Variabel Penelitian

Variabel	Keterangan
Y	Jumlah penduduk miskin tiap kabupaten/kota (jiwa)
X ₁	PDRB ADHB per kapita tiap Kabupaten/kota (Juta)
X ₂	Persentase pengangguran terbuka tiap Kabupaten/kota(%)
X ₃	Kepadatan penduduk tiap Kabupaten/Kota
X ₄	Pertumbuhan ekonomi tiap Kabupaten/Kota (%)
X ₅	Persentase rumah tangga yang menempati rumah dengan status tidak milik sendiri (%)
X ₆	Jumlah Fasilitas kesehatan tiap Kabupaten/Kota

Keterangan untuk masing-masing variabel penelitian adalah sebagai berikut:

1. Jumlah penduduk miskin tiap kab/kota di Provinsi Jambi (Y)
Jumlah penduduk miskin merupakan hasil dari formula sebagai berikut:

$$P_{\alpha} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^q \left[\frac{z - y_i}{z} \right]^{\alpha}$$

dengan:

$\alpha = 0$

z = Garis kemiskinan

y_i = Rata-rata pengeluaran per kapita sebulan penduduk yang berada dibawah garis kemiskinan ($i=1,2,3,\dots, q$), $y_i < z$

q = Banyaknya penduduk yang berada di bawah garis kemiskinan

n = Jumlah penduduk.

2. PDRB ADHB per kapita tiap kab/kota di Provinsi Jambi (X_1)

PDRB ADHB per kapita merupakan hasil pembagian dari PDRB ADHB dengan jumlah penduduk.

3. Persentase pengangguran terbuka tiap kab/kota di Provinsi Jambi (X_2)

Persentase pengangguran terbuka merupakan persentase jumlah pengangguran terhadap jumlah angkatan kerja.

4. Kepadatan Penduduk tiap kab/kota di Provinsi Jambi (X_3)
- Kepadatan penduduk merupakan hasil bagi dari jumlah penduduk terhadap luas wilayah di tiap Kab/kota Provinsi Jambi dalam satuan (orang/km²).

5. Pertumbuhan ekonomi tiap kab/kota di Provinsi Jambi (X_4)
- Pertumbuhan ekonomi merupakan nilai yang diperoleh dari formula sebagai berikut:

$$g = (PN \text{ rill } 1 - PN \text{ rill } 0) / (PN \text{ rill } 0)$$

dengan:

g = pertumbuhan ekonomi

PN rill 1 = pendapatan kab/kota tahun tersebut

PN rill 0 = pendapatan kab/kota tahun berikutnya

Untuk mendapatkan nilai PN rill 0 sebagai berikut:

$$PN \text{ rill } 0 = 100 / IHa \times PN \text{ masa ini}$$

dengan:

- IHa = Indeks Harga atau pendeflasi pendapatan kab/kota
6. Persentase rumah tangga yang menempati rumah dengan status tidak milik sendiri tiap kab/kota di Provinsi Jambi (X_5)
- Persentase rumah tangga yang menempati rumah dengan status tidak milik sendiri merupakan pesentase dari rumah tangga yang menempati rumah dengan status kontrak, sewa, milik orang tua/sanak/saudara terhadap jumlah rumah tangga.
7. Jumlah Fasilitas kesehatan tiap kab/kota di Provinsi Jambi (X_6)
- Jumlah Fasilitas kesehatan merupakan jumlah dari Rumah sakit pemerintah dan swasta, Puskesmas, dan Puskesmas Pembantu.

Berikut struktur data pada penelitian ini, dijelaskan pada Tabel 3.2.

Tabel 3.2 Struktur Data jumlah kemiskinan di Provinsi Jambi

Kab/Kota	U_i	V_i	Y	X_1	X_2	...	X_6
Kerinci	U_1	V_1	Y_1	$X_{1,1}$	$X_{2,1}$...	$X_{6,1}$
Merangin	U_2	V_2	Y_2	$X_{1,2}$	$X_{2,2}$...	$X_{6,2}$
Sarolangun	U_3	V_3	Y_3	$X_{1,3}$	$X_{2,3}$...	$X_{6,3}$
Batanghari	U_4	V_4	Y_4	$X_{1,4}$	$X_{2,4}$...	$X_{6,4}$
Muaro Jambi	U_5	V_5	Y_5	$X_{1,5}$	$X_{2,5}$...	$X_{6,5}$
Tj Jabung Timur	U_6	V_6	Y_6	$X_{1,6}$	$X_{2,6}$...	$X_{6,6}$
Tj Jabung Barat	U_7	V_7	Y_7	$X_{1,7}$	$X_{2,7}$...	$X_{6,7}$
Tebo	U_8	V_8	Y_8	$X_{1,8}$	$X_{2,8}$...	$X_{6,8}$
Bungo	U_9	V_9	Y_9	$X_{1,9}$	$X_{2,9}$...	$X_{6,9}$
Kota Jambi	U_{10}	V_{10}	Y_{10}	$X_{1,10}$	$X_{2,10}$...	$X_{6,10}$
Sungai Penuh	U_{11}	V_{11}	Y_{11}	$X_{1,11}$	$X_{2,11}$...	$X_{6,11}$

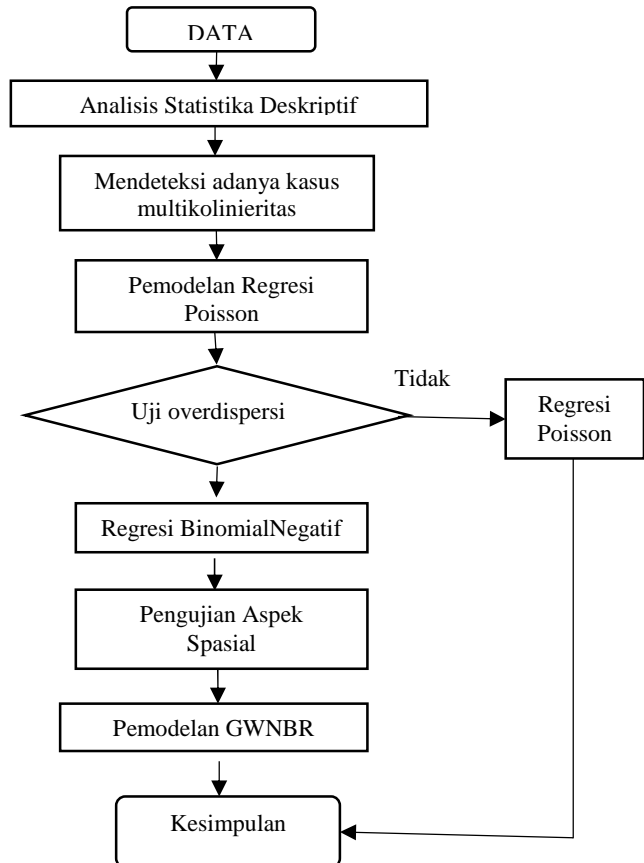
3.3 Metode Analisis Data

Langkah analisis yang dilakukan dalam penelitian ini yang didasarkan pada tujuan penelitian adalah sebagai berikut.

1. Mendeskripsikan karakteristik jumlah penduduk miskin di Provinsi Jambi pada tahun 2014 menggunakan pemetaan wilayah untuk masing-masing variabel.
2. Pengujian kasus multikolinieritas berdasarkan kriteria korelasi dan VIF
3. Menganalisis regresi Poisson \
4. Pengujian overdispersi atau underdispersi.
5. Menganalisis regresi Binomial Negatif
6. Memodelkan GWNBR untuk kasus jumlah penduduk miskin di Provinsi Jambi pada tahun 2014, dengan langkah-langkah sebagai berikut.
 - a. Uji *Breusch-Pagan* untuk melihat heterogenitas spasial data
 - b. Menguji dependensi spasial data Moran's I
 - c. Menghitung jarak *Euclidean* antar lokasi pengamatan berdasarkan posisi geografis.
 - d. Mendapatkan *bandwidth* optimal untuk setiap lokasi pengamatan dengan menggunakan *Cross Validation (CV)*
 - e. Menghitung matrik pembobot dengan menggunakan fungsi kernel *Fixed Gaussian*
 - f. Pemodelan GWNBR
 - g. Melakukan intepretasi model GWNBR yang didapatkan dan membentuk peta pengelompokkan.

3.4 Diagram Alir

Langkah analisis yang dijelaskan pada subbab sebelumnya, akan lebih mudah dilakukan jika langkah analisis tersebut digambarkan seperti Gambar 3.1 berikut ini.



Gambar 3.1 Diagram Alir

(Halaman ini sengaja dikosongkan)

BAB IV

ANALISIS DAN PEMBAHASAN

Pada bab ini akan menjelaskan beberapa hal yang dilakukan untuk mencapai tujuan menjawab permasalahan dalam penelitian ini. Hal-hal yang akan dibahas diantaranya meliputi deskripsi jumlah penduduk miskin di Provinsi Jambi tahun 2014 berdasarkan Kabupaten/Kota beserta variabel prediktor yang diduga mempengaruhinya, deteksi multikolinieritas sebagai asumsi dari analisis Regresi Poisson, lalu analisis Regresi Poisson dalam rangka mencari hubungan antara faktor-faktor yang berpengaruh terhadap jumlah penduduk miskin di Provinsi Jambi tahun 2014, mulai dari taksiran parameter, uji signifikansi parameter secara serentak dan parsial, hingga menginterpretasikan hasil model Regresi Poisson. Kemudian dilakukan deteksi Overdispersi dilanjutkan dengan pemodelan menggunakan Regresi Binomial Negatif. Selanjutnya dilakukan uji heterogenitas spasial dan uji dependensi spasial sebagai syarat dari metode GWNBR, hingga dilakukan pemodelan dengan metode GWNBR dan interpretasi hasil analisis.

4.1 Deskripsi Jumlah Penduduk Miskin di Provinsi Jambi Tahun 2014

Sebagaimana yang dijelaskan pada subbab 3.2 bahwa penelitian ini menggunakan data jumlah penduduk miskin di 11 Kabupaten/Kota di Provinsi Jambi tahun 2014 dengan variabel prediktor yang diduga mempengaruhinya (Lampiran 1). Data variabel yang digunakan tersebut dideskripsikan menurut statistika deskriptif yaitu berdasarkan nilai rata-rata (*mean*), nilai *devian* atau keragaman data, serta nilai minimum dan maksimum dari data-data yang tersedia. Semuanya terangkum dalam Tabel 4.1 sebagai berikut.

Tabel 4.1 Statistika Deskriptif Variabel Penelitian

Variabel	Rata-rata	Varians	Minimum	Maksimum
Y	25618,00	15549364,00	2900,0	50900,00
X ₁	48,53	608,71	27,9	100,20
X ₂	5,03	9,48	1,3	10,80
X ₃	317,00	661722,00	39,0	2765,00
X ₄	7,50	1,91	5,9	9,90
X ₅	18,86	88,14	7,2	36,05
X ₆	73,73	645,02	15,0	111,00

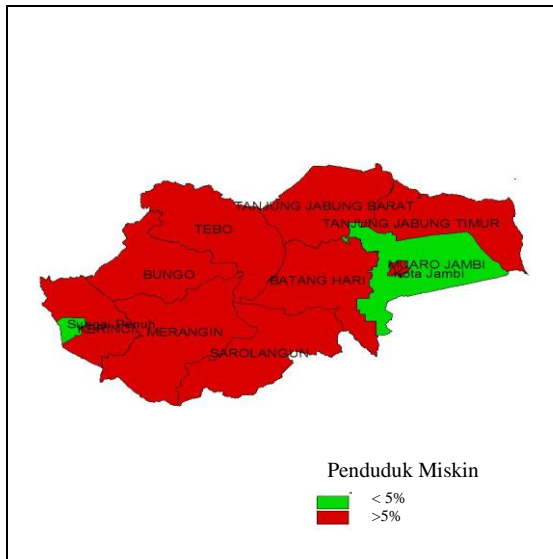
Berdasarkan Tabel 4.1 diperoleh informasi bahwa diantara 11 Kabupaten/Kota di Provinsi Jambi, rata-rata jumlah penduduk miskin yaitu 25618 dengan nilai varians yang sangat besar yang menunjukkan bahwa jumlah penduduk miskin antara Kabupaten/Kota di Provinsi Jambi sangat bervariasi, ada yang jumlahnya hanya ribuan tetapi ada juga yang puluhan ribuan. Daerah dengan penduduk miskin yang kecil terdapat di Kota Sungai Penuh sebanyak 2900 orang, sedang jumlah penduduk miskin terbanyak terdapat di Kota Jambi sebanyak 50900 Orang. Lebih jelasnya dapat dilihat pada Lampiran 1.

Deskripsi dari keenam variabel prediktor yang dapat dijelaskan antara lain adalah rata-rata PDRB ADHB per kapita di tiap Kabupaten/Kota di Provinsi Jambi adalah 48,53 juta. Rata-rata persentase pengangguran di tiap Kabupaten/Kota di Provinsi Jambi adalah 5,03 persen. Persentase pengangguran dalam hal ini merupakan persentase jumlah pengangguran terhadap jumlah angkatan kerja. Rata-rata pertumbuhan ekonomi di tiap Kabupaten/Kota di Provinsi Jambi adalah 7,5 persen. Dan rata-rata persentase rumah tangga yang menempati rumah dengan status tidak milik sendiri adalah 18,86 persen.

Rata-rata kepadatan penduduk di tiap Kabupaten/Kota Provinsi Jambi adalah 317 orang disetiap meter persegi dengan nilai varians 661722 yang menunjukkan terdapat perbedaan yang sangat signifikan kepadatan penduduk antar Kabupaten/Kota di Provinsi Jambi. Rata-rata jumlah fasilitas kesehatan di tiap Kabupaten/Kota di Provinsi Jambi adalah 73,73 fasilitas

kesehatan dengan nilai varians 645,02 yang menunjukkan terdapat ketimpangan antar Kabupaten/Kota di Provinsi Jambi dalam hal fasilitas kesehatan, fasilitas kesehatan yang paling sedikit terdapat di Kota Sungai Penuh dengan 15 fasilitas kesehatan, dan terbanyak terdapat di Kabupaten Merangin dengan 111 fasilitas kesehatan.

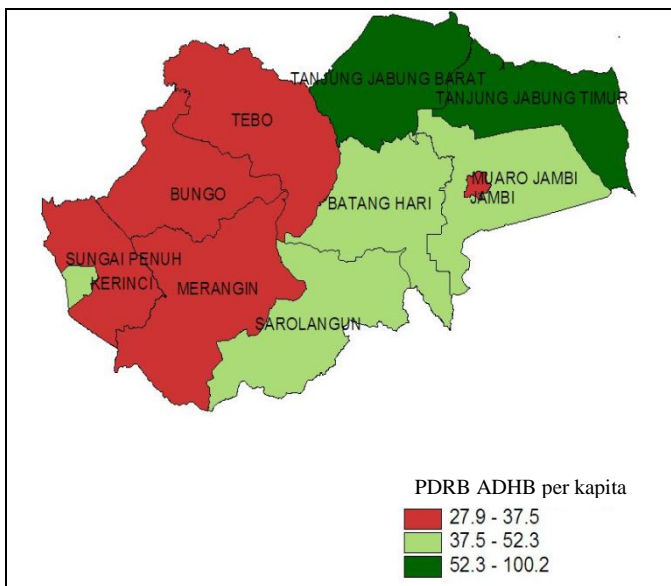
Berikut ini pemetaan persebaran Kabupaten/Kota di Provinsi Jambi berdasarkan jumlah penduduk miskin dengan variabel prediktor yang diduga mempengaruhi. Berikut peta persebaran jumlah penduduk miskin di Provinsi Jambi Tahun 2014 yang ditampilkan pada Gambar 4.1



Gambar 4.1 Persebaran jumlah penduduk miskin di Provinsi Jambi (Y)

Gambar 4.1 menunjukkan Kabupaten/Kota di Provinsi Jambi berdasarkan data jumlah penduduk miskin pada lampiran 1, dimana sebagian besar Kabupaten/Kota di Provinsi Jambi jumlah penduduk miskin masih berada diatas angka 5%, dimana jumlah tersebut merupakan batas atau target pemerintah Provinsi Jambi

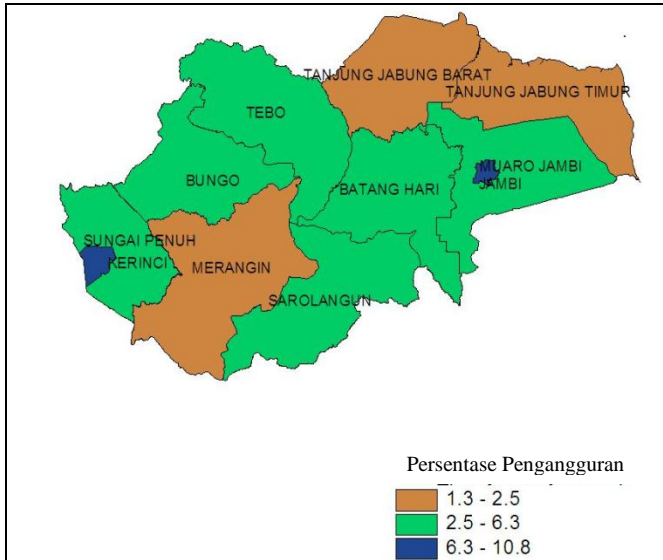
untuk jumlah maksimal penduduk miskin. Hanya dua Kabupaten/Kota yang penduduk miskinnya dibawah angka 5%, yaitu Kota Sungai Penuh dan Kabupaten Muaro Jambi. Sehingga dapat dilihat dari persebaran tersebut bahwa angka kemiskinan disetiap Kabupaten/Kota di Provinsi Jambi masih tinggi. Selanjutnya disajikan peta persebaran PDRB ADHB per kapita sebagai salah satu faktor yang diduga berpengaruh terhadap jumlah penduduk miskin di Provinsi Jambi Tahun 2014 yang disajikan pada Gambar 4.2 berikut.



Gambar 4.2 Persebaran PDRB ADHB per kapita (X1)

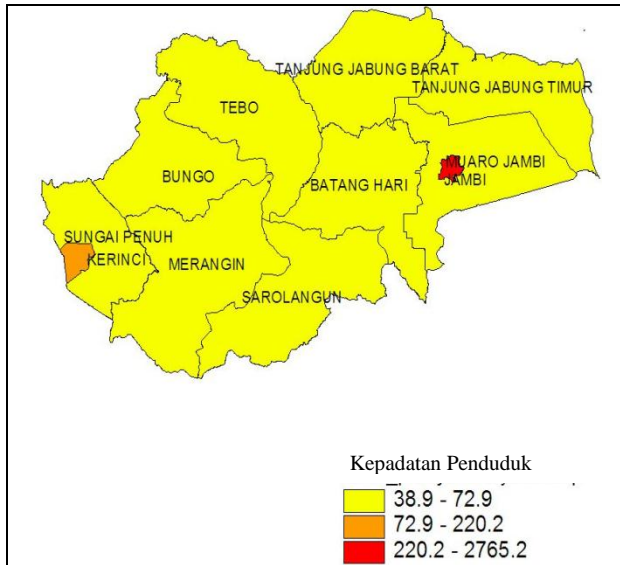
Gambar 4.2 menunjukkan Kabupaten/Kota di Provinsi Jambi berdasarkan data PDRB ADHB per kapita pada lampiran 1, pada kategori rendah dan sedang Kabupaten/Kota di Provinsi menunjukkan persebaran yang merata yakni untuk kategori rendah dengan kisaran 27.9-37.5 juta rupiah terdapat pada 5 (lima) Kabupaten/Kota, dan pada kategori sedang dengan kisaran

37.5-52.3 juta rupiah terdapat di 4 (empat) Kabupaten/Kota. Akan tetapi, masih terdapat 2 (dua) Kabupaten Kota yang memiliki PDRB ADHB per kapita dengan kisaran 52.3-100.2 juta rupiah yakni Tanjung Jabung Barat dan Tanjung Jabung Timur.



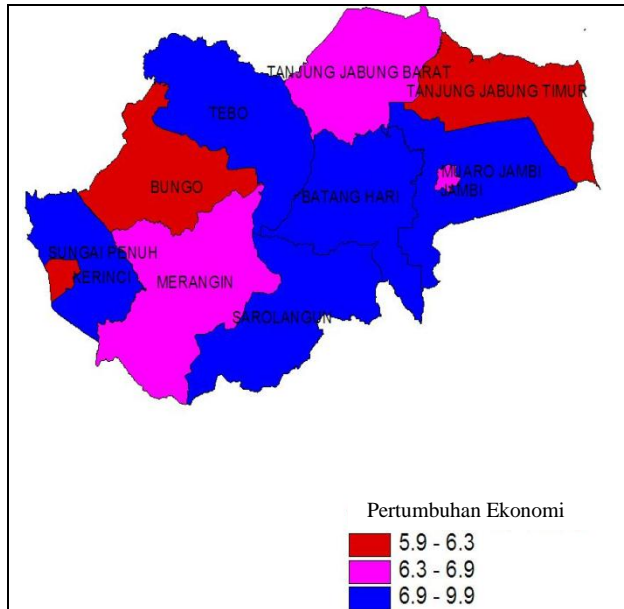
Gambar 4.3 Persebaran persentase pengangguran terbuka (X2)

Gambar 4.3 menunjukkan Kabupaten/Kota di Provinsi Jambi berdasarkan data persentase pengangguran terbuka pada lampiran 1, dimana sebagian besar Kabupaten dengan persentase pengangguran terbuka dengan kategori sedang yang ditandai dengan warna biru muda yaitu berkisar antara 2.5-6.3 persen penduduk yang terletak di 6 (enam) Kabupaten/Kota, kategori rendah yaitu berkisar 1.3-2.5 persen penduduk ditandai dengan warna cokelat terdapat di 3 (tiga) Kabupaten/Kota, dari 11 Kabupaten/Kota di Provinsi Jambi masih terdapat 2 (dua) Kota, yakni Kota Jambi dan Kota Sungai Penuh dengan persentase pengangguran terbuka dikategorikan tinggi yang berkisar antara 6.3-10.8 persen penduduk.



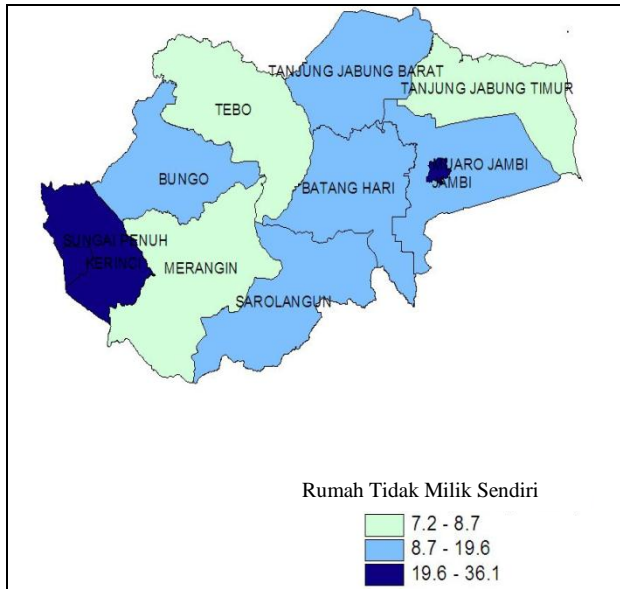
Gambar 4.4 Persebaran kepadatan penduduk (X3)

Gambar 4.4 menunjukkan Kabupaten/Kota di Provinsi Jambi berdasarkan data kepadatan penduduk pada lampiran 1, dimana sebagian besar Kabupaten/Kota dengan kepadatan penduduk dikategorikan rendah ditandai dengan warna kuning berada dikasaran 38.9-72.9 penduduk per m² yang terletak di 9 (Sembilan) Kabupaten, dan untuk kategori sedang dengan kisaran 72.9-220.2 penduduk per m² terdapat 1 (satu) kota yaitu Kota Sungai Penuh. Akan tetapi masih terdapat 1 (satu) kota yang memiliki kepadatan penduduk yang tinggi dengan kisaran 220.2-2765.2 penduduk per m² yakni Kota Jambi ditandai dengan warna merah.



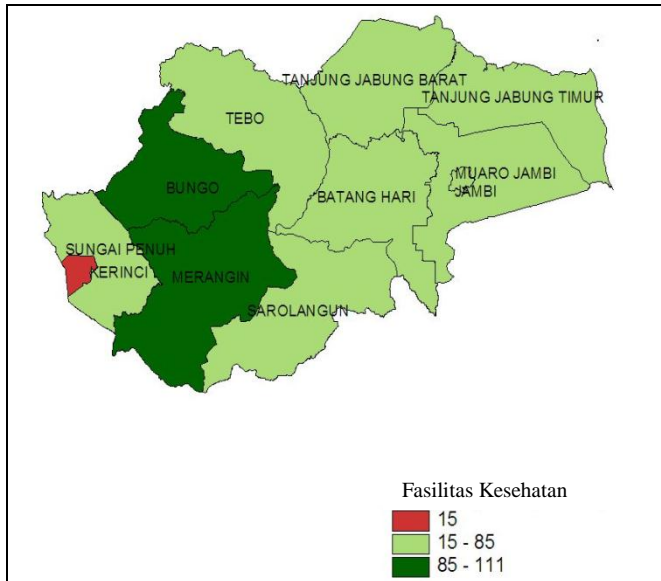
Gambar 4.5 Persebaran pertumbuhan ekonomi (X4)

Gambar 4.5 menunjukkan Kabupaten/Kota di Provinsi Jambi berdasarkan data pertumbuhan ekonomi pada lampiran 1, dimana terdapat 5 (lima) Kabupaten/Kota dengan pertumbuhan ekonomi kategori tinggi yang berkisar antara 6.9-9.9 persen ditandai warna biru, dan 3 (tiga) Kabupaten/Kota dengan pertumbuhan ekonomi dikategorikan sedang berada dikisaran 6.3-6.9 persen ditandai warna merah muda. Akan tetapi, masih terdapat 3 (tiga) Kabupaten/Kota dengan pertumbuhan ekonomi rendah berada dikisaran 5.9-6.3 persen ditandai warna merah yakni Kota Sungai Penuh, Bungo, dan Tanjung Jabung Timur.



Gambar 4.6 Persebaran persentase rumah tangga yang menempati rumah dengan status tidak milik sendiri (X5)

Gambar 4.6 menunjukkan Kabupaten/Kota di Provinsi Jambi berdasarkan data persentase rumah tangga yang menempati rumah dengan status tidak milik sendiri pada lampiran 1, pada kategori rendah terdapat 3 (tiga) Kabupaten/Kota berada dikisaran 7.2-8.7 persen rumah tangga ditandai warna putih, dan pada kategori sedang terdapat 5 (lima) Kbupaten/Kota berada dikisaran 8.7-19.6 persen rumah tangga ditandai warna biru muda. Akan tetapi, masih terdapat 3 (tiga) Kabupaten/Kota dengan persentase rumah tangga yang menempati rumah dengan status tidak milik sendiri dikategorikan tinggi ditandai dengan warna biru yakni Kota Jambi, Kota Sungai Penuh, dan Kerinci.



Gambar 4.7 Persebaran jumlah fasilitas kesehatan (X6)

Gambar 4.7 menunjukkan Kabupaten/Kota di Provinsi Jambi berdasarkan data jumlah fasilitas kesehatan pada lampiran 1, dimana sebagian besar Kabupaten/Kota dengan jumlah fasilitas kesehatan dikategorikan sedang ditandai dengan warna hijau muda berada dikasaran 15-85 jumlah fasilitas kesehatan yang terletak di 8 (delapan) Kabupaten/Kota, dan untuk kategori tinggi dengan kisaran 85-111 fasilitas kesehatan ditandai warna hijau terletak di 2 (dua) Kabupaten. Akan tetapi masih terdapat 1 (satu) kota yang memiliki fasilitas kesehatan dengan kategori rendah dengan 15 fasilitas kesehatan ditandai warna merah yakni Kota Sungai Penuh.

4.2 Deteksi Multikolinieritas

Varibel prediktor yang digunakan dalam penelitian ini adalah 6 variabel sebagaimana yang dijelaskan pada subbab 3.2. Sebelum dilakukan analisis Regresi yang memuat lebih dari 1

variabel prediktor perlu dilakukan pengecekan terhadap data yang digunakan untuk mengetahui ada atau tidaknya kasus multikolinieritas karena jika terjadi kasus multikolinieritas dikhawatirkan penduga parameter dari variabel prediktor mengandung bias. Pengecekan multikolinieritas pada penelitian ini dilihat dari nilai VIF sebagaimana dijelaskan pada subbab 2.2.

Nilai VIF dari masing-masing variabel prediktor akan disajikan dalam Tabel 4.2

Tabel 4.2 Nilai VIF masing-masing variabel prediktor

X_i	Nilai VIF
X_1	6,615
X_2	8,282
X_3	2,567
X_4	3,909
X_5	2,878
X_6	4,323

Berdasarkan Tabel 4.2 diperoleh informasi bahwa semua variabel prediktor memiliki nilai $VIF < 10$. Ini mendeteksi bahwa tidak terdapat variabel prediktor yang menjalin korelasi dengan variabel prediktor lainnya yang berarti tidak terdapat kasus multikolinieritas. Dengan demikian semua variabel prediktor diikutsertakan dalam analisis selanjutnya yaitu pembentukan model persamaan Regresi antara variabel prediktor yang diduga berpengaruh terhadap jumlah penduduk miskin di Provinsi Jambi tahun 2014.

4.3 Pemodelan Regresi Poisson

Setelah dilakukan pendeteksian kasus multikolinieritas dan tidak terdapat multikolinieritas, selanjutnya keenam variabel prediktor yang digunakan akan dicari hubungannya terhadap jumlah penduduk miskin yang terdapat di Provinsi Jambi dengan cara memodelkan menggunakan analisis Regresi Poisson. Dengan menggunakan metode *Maksimum Likelihood Estimation* (MLE)

sebagaimana dijelaskan pada subbab 2.3.1 diperoleh nilai penaksir parameter model Regresi Poisson seperti terangkum dalam Tabel 4.3 dengan nilai AIC yang dihasilkan sebesar 6395,4

Tabel 4.3 Estimasi Parameter Model Regresi Poisson

Parameter	Estimasi	SE	Z	P_Value
β_0	7,6150	0,0520	146,40	$<2 \times 10^{-16} *$
β_1	0,0090	0,0002	47,15	$<2 \times 10^{-16} *$
β_2	-0,0950	0,0020	-47,16	$<2 \times 10^{-16} *$
β_3	0,0006	0,0004	162,74	$<2 \times 10^{-16} *$
β_4	0,1550	0,0031	49,51	$<2 \times 10^{-16} *$
β_5	-0,0060	0,0003	-15,62	$<2 \times 10^{-16} *$
β_6	0,0150	0,0002	74,16	$<2 \times 10^{-16} *$

*) signifikan dengan taraf nyata 10%

Nilai estimasi parameter yang telah diperoleh lalu diuji signifikansi parameter secara serentak dan parsial sebagaimana diterangkan pada subbab 2.3.2 untuk mengetahui signifikansi pengaruh dari variabel prediktor yang digunakan tersebut dengan hipotesis sebagai berikut:

$$H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \beta_3 = \beta_4 = \beta_5 = \beta_6 = 0$$

$$H_1 : \text{paling sedikit ada satu } \beta_j \neq 0 ; j = 1, 2, \dots, 6$$

Nilai devians yang diperoleh sebesar 6251,4 (Lampiran..). pada taraf signifikansi 10%, nilai $\chi^2_{(6;0.1)} = 10,64$. Karena nilai D (β) $> \chi^2_{(6;0.1)}$, maka diambil keputusan tolak H_0 yang berarti paling sedikit ada satu parameter yang berpengaruh terhadap model. Selanjutnya untuk mengetahui prediktor mana saja yang memberikan pengaruh secara signifikan, dilakukan pengujian parameter secara parsial dengan hipotesis sebagai berikut:

$$H_0 : \beta_j = 0 \text{ (pengaruh variabel ke-} j \text{ tidak signifikan)}$$

$$H_1 : \beta_j \neq 0 \text{ (pengaruh variabel ke-} j \text{ signifikan)}$$

Pada taraf signifikansi 10%, berdasarkan Tabel 4.3 diketahui P_value dari semua parameter lebih kecil dari 0,10. Selain itu, nilai $|Z_{hitung}|$ dari semua parameter lebih besar dari $Z_{(a/2)} = 1,645$. Dengan demikian diambil keputusan tolak H_0 untuk semua

parameter, yang berarti $\beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4, \beta_5, \beta_6$ signifikan berpengaruh terhadap model, sehingga model regresi Poisson yang dihasilkan dapat dituliskan.

$$\ln(\bar{\mu}) = 7,615 + 0,0099X_1 - 0,0956X_2 + 0,00066X_3 + 0,1555X_4 - 0,00605X_5 + 0,01529X_6$$

Faktor-faktor yang mempengaruhi jumlah penduduk miskin di Provinsi Jambi meliputi PDRB ADHB per kapita (X_1), persentase pengangguran (X_2), kepadatan penduduk (X_3), pertumbuhan ekonomi (X_4), persentase rumah tangga yang menempati rumah dengan status tidak milik sendiri (X_5), serta jumlah fasilitas kesehatan (X_6). Peningkatan maupun penurunan jumlah penduduk miskin di Provinsi Jambi tergantung nilai koefisien variabel-variabel yang berpengaruh.

Setiap pertambahan 1 persen pengangguran (X_2) maka akan memperkecil rata-rata jumlah penduduk miskin sebesar $\exp(0,0956) = 1,1 \approx 1$ orang dengan asumsi variabel lain konstan. Setiap pertambahan 1 persen rumah tangga yang menempati rumah dengan status tidak milik sendiri (X_5) maka akan memperkecil rata-rata jumlah penduduk miskin sebesar $\exp(0,00605) = 1,006 \approx 1$ orang dengan asumsi variabel lain konstan.

Jika persentase pengangguran di Provinsi Jambi sebesar 5,03 persen, maka rata-rata jumlah penduduk miskin di Provinsi Jambi berkurang sebesar $\exp(0,481) = 1,62 \approx 2$ orang. Jika persentase rumah tangga yang menempati rumah dengan status tidak milik sendiri di Provinsi Jambi sebesar 18,86 persen, maka rata-rata jumlah penduduk miskin di Provinsi Jambi berkurang sebesar $\exp(0,114) = 1,12 \approx 1$ orang.

4.4 Pemeriksaan *Overdispersi*

Model regresi Poisson pada data jumlah penduduk miskin di Provinsi Jambi tahun 2014 yang telah diperoleh perlu dicek kembali apakah asumsi *equi-dispersi* terpenuhi. Taksiran disperse diukur dengan nilai devians atau *Pearson's Chi-square* yang dibagi derajat bebas. Data dikatakan *Overdispersi* jika taksiran

dispersi lebih besar dari 1 dan *Under-dispersi* jika taksiran *dispersi* kurang dari 1 sebagaimana diterangkan pada subbab 2.3.3. Nilai devians model regresi Poisson sebesar 6251,4 (Lampiran) dengan derajat bebas 4 sehingga rasio nilai devians dengan derajat bebasnya bernilai 1562,85. Nilai tersebut lebih besar dari 1 yang artinya data jumlah penduduk miskin di Provinsi Jambi mengalami kasus overdispersi. Regresi Poisson tidak sesuai untuk kasus overdispersi karena akan menghasilkan estimasi parameter yang bias dan tidak efisien.

Salah satu cara untuk mengatasi adanya kasus *Overdispersi* dalam regresi Poisson adalah dengan mengganti asumsi distribusi Poisson dengan asumsi distribusi Binomial Negatif. Untuk memperoleh bentuk taksiran model regresi Binomial Negatif digunakan program *generalized liner model* Binomial Negatif (glm.nb) yang terdapat di dalam *software* statistic R 3.1.1.

4.5 Pemodelan Regresi Binomial Negatif

Setelah diketahui terdapat kasus overdispersi, selanjutnya dilakukan pemodelan regresi Binomial Negatif terhadap data jumlah penduduk miskin di Provinsi Jambi. Dengan menggunakan metode *Maksimum Likelihood Estimation* (MLE) diperoleh nilai penaksir parameter model regresi Binomial Negatif seperti yang terangkum dalam Tabel 4.4 sebagai berikut. Dengan nilai AIC yang diperoleh sebesar 227,08.

Tabel 4.4 Estimasi Parameter Model Regresi Binomial Negatif

Parameter	Estimasi	SE	Z	P_Value
β_0	6,7686	1,2341	5,484	$2,15 \times 10^{-8} *$
β_1	0,0129	0,0054	2,392	$1,67 \times 10^{-2} *$
β_2	-0,0957	0,0485	-1,971	$4,87 \times 10^{-2} *$
β_3	0,0006	0,0001	6,684	$2,32 \times 10^{-11} *$
β_4	0,2103	0,0743	2,829	$4,60 \times 10^{-3} *$
β_5	-0,0046	0,0093	-0,495	$6,21 \times 10^{-1}$
β_6	0,0185	0,0042	4,356	$1,33 \times 10^{-5} *$

*) signifikan dengan taraf nyata 10%

Nilai estimasi parameter yang telah diperoleh lalu diuji signifikan parameter secara serentak dan parsial sebagaimana yang diterangkan pada subbab 2.4.2 untuk mengetahui signifikansi pengaruh variabel bebas yang digunakan tersebut dengan hipotesis sebagai berikut.

$$H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \beta_3 = \beta_4 = \beta_5 = \beta_6 = 0$$

$$H_1 : \text{paling sedikit ada satu } \beta_j \neq 0 ; j = 1, 2, \dots, 6$$

Nilai devians yang diperoleh sebesar 11,042 (Lampiran). Pada taraf signifikansi 10%, nilai $\chi^2_{(6;0.1)} = 10,64$. Karena nilai $D(\beta) > \chi^2_{(6;0.1)}$, maka diambil keputusan tolak H_0 yang berarti paling sedikit ada satu parameter yang berpengaruh terhadap model. Selanjutnya untuk mengetahui prediktor mana saja yang memberikan pengaruh secara signifikan, dilakukan pengujian parameter secara parsial dengan hipotesis sebagai berikut:

$$H_0 : \beta_j = 0 \text{ (pengaruh variabel ke-} j \text{ tidak signifikan)}$$

$$H_1 : \beta_j \neq 0 \text{ (pengaruh variabel ke-} j \text{ signifikan)}$$

Pada taraf signifikansi 10%, berdasarkan Tabel 4.4 diketahui P_value dari semua parameter kecuali β_5 lebih kecil dari 0,10. Selain itu, nilai $|Z_{hitung}|$ dari semua parameter kecuali β_5 lebih besar dari $Z_{(\alpha/2)} = 1,645$. Dengan demikian diambil keputusan tolak H_0 untuk semua parameter kecuali kecuali β_5 , yang berarti $\beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4, \beta_6$ signifikan berpengaruh terhadap model, sehingga model regresi Binomial Negatif yang dihasilkan dapat dituliskan.

$$\ln(\hat{\mu}) = 6,7686 + 0,0129X_1 - 0,0957X_2 + 0,0006X_3 + 0,2103X_4 - 0,0046X_5 + 0,0185X_6$$

Faktor-faktor yang mempengaruhi jumlah penduduk miskin di Provinsi Jambi meliputi PDRB ADHB per kapita (X_1), persentase pengangguran (X_2), kepadatan penduduk (X_3), pertumbuhan ekonomi (X_4), serta jumlah fasilitas kesehatan (X_6). Peningkatan maupun penurunan jumlah penduduk miskin di Provinsi Jambi tergantung nilai koefisien variabel-variabel yang berpengaruh.

Dimana setiap penambahan 1 persen pengangguran (X_2) maka akan memperkecil rata-rata jumlah penduduk miskin di Provinsi Jambi sebesar $\exp(0,0957) = 1,1 \approx 1$ orang. Jika

persentase pengangguran di Provinsi Jambi sebesar 5,03 persen, maka rata-rata jumlah penduduk miskin di Provinsi Jambi menurun sebesar $\exp(0,481) = 1,62 \approx 2$ orang.

Hasil pemodelan regresi Binomial Negatif diperoleh nilai devians yang lebih kecil (11,042) daripada regresi Poisson (6251,4) dan nilai AIC yang juga lebih kecil (227,08) dari pada regresi Poisson (6395) sehingga dapat disimpulkan bahwa regresi Binomial negatif lebih baik daripada regresi Poisson. Variabel yang signifikan pada regresi Poisson adalah PDRB ADHB per kapita (X_1), persentase pengangguran (X_2), kepadatan penduduk (X_3), pertumbuhan ekonomi (X_4), persentase rumah tangga yang menempati rumah dengan status tidak milik sendiri (X_5), serta jumlah fasilitas kesehatan (X_6), sedangkan pada regresi Binomial Negatif variabel persentase rumah tangga yang menempati rumah dengan status tidak milik sendiri (X_5) tidak signifikan terhadap model.

4.6 Pengujian Aspek Data Spasial

Sebelum melakukan analisis pemodelan GWNBR, lebih dahulu dilakukan pengujian spasial. Dalam pengujian spasial terdapat dua pengujian yaitu heterogenitas spasial dan dependensi spasial sebagaimana diterangkan pada subbab 2.5 pengujian heterogenitas spasial dilakukan untuk mengetahui adanya keragaman spasial pada data jumlah penduduk miskin dan faktor-faktor yang mempengaruhinya. Adanya perbedaan karakteristik antara satu titik pengamatan dengan titik lainnya dapat dilihat melalui pengujian heterogenitas spasial. Menggunakan metode *Breusch-Pagan* dengan hipotesis sebagai berikut.

$H_0 : \sigma^2_1 = \sigma^2_2 = \dots = \sigma^2_{11} = \sigma^2$ (variansi antar lokasi sama)

$H_1 : \text{Minimal adasatu } \sigma^2_i \neq \sigma^2, i=1,2,\dots,11$ (variansi antar lokasi berbeda)

Berdasarkan hasil pengujian diperoleh nilai statistik uji *Breusch-Pagan* sebesar 5,1587 (Lampiran 6) dengan *P-value* 0,5236. Dengan jumlah parameter 6 dan digunakan α sebesar 10% maka didapatkan $\chi^2_{(6;0.1)} = 10,64$. Karena nilai $BP < \chi^2_{(6;0.1)}$ maka

diambil keputusan gagal tolak H_0 yang berarti variansi antar lokasi sama (homogen) atau tidak terdapat perbedaan karakteristik antara satu titik pengamatan dengan titik pengamatan lainnya.

Pengujian selanjutnya adalah pengujian dependensi spasial untuk mengetahui apakah pengamatan suatu lokasi berpengaruh terhadap pengamatan di lokasi lain yang berdekatan. Pengujian dependensi spasial dapat dilakukan dengan statistik uji Moran's I dengan hipotesis sebagai berikut.

$H_0 : I_m = 0$ (tidak ada dependensi spasial)

$H_1 : I_m \neq 0$ (ada dependensi spasial)

Berdasarkan hasil pengujian dengan matriks pembobot berupa jarak titik koordinat diperoleh statistik uji Indeks Moran's (\hat{I}) sebesar 0,078 dengan nilai $E(\hat{I})$ sebesar -0,1 dan $se(\hat{I})$ sebesar 0,1752 sehingga diperoleh hasil perhitungan Z_I sebagai berikut.

$$z_I = \frac{-0,0776 + 0,1}{0,0104} = 2,1538$$

Dengan tarat nyata 10% maka didapatkan $Z_{0,05}$ sebesar 1,645. Karena nilai $Z_I > Z_{0,05}$ atau $P\text{-value} < 0,1$ maka diambil keputusan tolak H_0 sehingga didapatkan kesimpulan bahwa terdapat dependensi antar lokasi yang berarti pengamatan suatu lokasi bergantung pada pengamatan di lokasi lain yang letaknya berdekatan. Berdasarkan kesimpulan pengujian heterogenitas spasial yang menyatakan tidak terdapat perbedaan karakteristik antara satu titik pengamatan dengan titik pengamatan lainnya dan hasil pengujian dependensi spasial yang menyatakan pengamatan suatu lokasi bergantung pada pengamatan di lokasi lain yang letaknya berdekatan. Selanjutnya, dilakukan analisis pemodelan dengan menggunakan metode GWNBR untuk melihat variabel yang berpengaruh pada setiap lokasi.

4.7 Pemodelan GWNBR

Sebagaimana dijelaskan pada subbab 2.8, model *Geographically Weighted Negative Binomial Regression* (GWNBR) merupakan salah satu metode yang cukup efektif

menduga data yang memiliki heterogenitas spasial untuk data *count* yang memiliki overdispersi. Metode GWNBR digunakan untuk melihat variabel yang berpengaruh terhadap jumlah penduduk miskin pada setiap Kabupaten/Kota di Provinsi Jambi. Langkah awal yang dilakukan sebelum melakukan pemodelan GWNBR adalah menentukan letak geografis masing-masing Kabupaten/Kota di Provinsi Jambi. Kemudian menentukan *bandwidth* optimum menggunakan criteria CV dan digunakan dalam menentukan pembobot untuk melakukan penaksiran parameter. Dari hasil analisis GWNBR dengan fungsi kernel *Fixed Gaussian* diperoleh *best bandwidth size* sebesar 3,056 (Lampiran 8).

Langkah selanjutnya mencari matriks pembobot, sebelum dilakukan perhitungan matriks pembobot dilakukan menentukan jarak (d_{ik}) antar Kabupaten/Kota di Provinsi Jambi dengan perhitungan matriks pembobot dilakukan menggunakan fungsi kernel *Fixed Gaussian*.

Sebagai contoh Kota Sungai Penuh yang dipilih secara acak digunakan sebagai titik pusat, sehingga diperoleh jarak *Euclid* Kota Sungai Penuh dengan Kabupaten/Kota lainnya di Provinsi Jambi yang ditampilkan pada Tabel 4.5 berikut.

Tabel 4.5 Jarak *Euclid* dan Pembobot GWNBR dengan Fungsi Kernel *Fixed Gaussian*

Kabupaten/Kota	d_{ik}	w_{ik}
Kerinci	0,0157	0,9999
Merangin	0,8781	0,9596
Batanghari	2,0004	0,8072
Muaro Jambi	2,,030	0,7712
Tanjabtim	2,6114	0,6941
Tanjabbar	2,4159	0,7317
Tebo	1,8731	0,8288

Tabel 4.5 (Lanjutan)

Kabupaten/Kota	d_{ik}	w_{ik}
Bungo	0,8957	0,9579
Kota Jambi	2,2559	0,7615
Sungai Penuh	0,0000	1,0000

Tabel 4.5 merupakan nilai jarak *Euclid* (d_{ik}) dengan pusat Kota Sungai Penuh dan nilai diagonal matriks pembobot (w_{ik}) pada Kota Sungai Penuh. Misalnya pada Kabupaten Kerinci (i) dengan Kota Sungai Penuh (k) diperoleh hasil perhitungan jarak *Euclid* berdasarkan data koordinat pada Lampiran 1 dan pembobot sebagai berikut.

$$d_{ik} = \sqrt{(2,057 - 2,071)^2 + (101,389 - 101,396)^2} = 0,0157$$

$$w_{ik} = \exp(-0,5 \times (0,0157/3,056)^2) = 0,9999$$

Matriks pembobot yang digunakan untuk menaksir model GWNBR di Kota Sungai Penuh berbentuk matriks diagonal sebagai berikut.

$$W(u_{11}, v_{11}) = \text{diag} [W_1(u_{11}, v_{11}) \ W_2(u_{11}, v_{11}) \ \dots$$

$$W_{11}(u_{11}, v_{11})]$$

$$= \text{diag} [0,9999 \ 0,9596 \ \dots \ 1,0000]$$

Matriks pembobot diatas hanya digunakan untuk menaksir parameter di Kota Sungai Penuh. Untuk melakukan penaksiran di Kabupaten/Kota lain di Provinsi Jambi dilakukan dengan cara perhitungan yang sama, tetapi hasil yang didapatkan akan berbeda antar satu wilayah dengan wilayah lainnya seperti pada Lampiran 10.

4.7.1 Uji Kesamaan Model Regresi Binomial Negatif dengan GWNBR

Pengujian kesamaan model GWNBR dilakukan untuk mengetahui apakah terdapat perbedaan antara model regresi Binomial Negatif dan GWNBR dengan hipotesis berikut.

$$H_0 : \beta_j(u_i, v_i) = \beta_j \quad j=0,1,2,\dots,6 ; i=1,2,\dots,11$$

$$H_1 : \beta_j(u_i, v_i) \neq \beta_j$$

Berdasarkan hasil perhitungan didapatkan F_{hitung} sebesar 1,08849. Dengan menggunakan taraf nyata 10% didapatkan $F_{(0.1,4,4)}$ sebesar 4,10725 yang artinya tidak terdapat perbedaan yang signifikan antara model Binomial Negatif dengan model GWNBR. Namun dalam penelitian ini dipilih model GWNBR sehingga dilanjutkan untuk pengujian parameter untuk menjawab tujuan penelitian ini yaitu mendapatkan faktor-faktor yang berpengaruh terhadap jumlah penduduk miskin di Provinsi Jambi.

4.7.2 Uji Serentak Parameter Model GWNBR

Pengujian parameter secara serentak pada model GWNBR dilakukan untuk mengetahui apakah parameter berpengaruh signifikan terhadap model dengan hipotesis sebagai berikut.

$$H_0 : \beta_1(u_i, v_i) = \beta_2(u_i, v_i) = \dots = \beta_6(u_i, v_i) = 0 ; i = 1, 2, \dots, 11$$

$$H_1 : \text{paling sedikit ada satu } \beta_j(u_i, v_i) \neq 0 ; j = 1, 2, \dots, 11$$

Hasil pengujian menggunakan *Software* diperoleh nilai devians sebesar 16,93. Pada taraf signifikansi 10% nilai $\chi^2_{(6;0.1)} = 10,64$ sehingga diperoleh keputusan tolak H_0 karena nilai devians $> \chi^2_{(6;0.1)}$ yang berarti paling sedikit ada satu parameter yang berpengaruh signifikan terhadap model.

4.7.3 Uji Parsial Parameter Model GWNBR

Pengujian parameter secara parsial pada model GWNBR dilakukan untuk mengetahui parameter mana saja yang berpengaruh signifikan terhadap model dengan hipotesis sebagai berikut.

$$H_0 : \beta_j(u_i, v_i) = 0$$

$$H_1 : \beta_j(u_i, v_i) \neq 0 ; j=1,2,\dots,11$$

Berdasarkan hasil pengujian signifikansi parameter dengan *Software R*, diperoleh parameter yang signifikan berbeda-beda untuk tiap Kabupaten/Kota. Hasil estimasi dan nilai Z parameter GWNBR dapat dilihat pada lampiran 11 dan 12. Nilai $|Z_{hit}|$ parameter setiap Kabupaten/Kota dibandingkan dengan nilai

$Z_{0,1/2}$. Jika nilai $|Z_{hit}| > 1,645$ maka Tolak H_0 , yang berarti variabel tersebut memberikan pengaruh pada model. Nilai estimasi parameter dari Kota Sungai Penuh sebagai pusat perhitungan jarak *Euclid* disajikan pada Tabel 4.6 berikut.

Tabel 4.6 Uji parsial model GWNBR pada kota Sungai Penuh

Parameter	Estimasi	Z_{hitung}
β_0	0,0038	78439,080
β_1	0,0038	7,87*
β_2	0,0233	0,380
β_3	-0,0073	837,35*
β_4	0,0578	-0,008
β_5	-0,0001	22,03*
β_6	0,0037	-0,199

*) signifikan dengan taraf nyata 10%

Pada Tabel 4.6 dapat dilihat bahwa variabel-variabel yang berpengaruh signifikan untuk Kota Sungai Penuh terletak pada variabel β_1 , β_3 , β_5 . Model GWNBR yang dapat dibentuk untuk Kota Sungai Penuh adalah sebagai berikut.

$$\ln(\hat{\mu}) = 0,0038 + 0,0038X_1 + 0,0233X_2 - 0,0000073X_3 + 0,0578X_4 - 0,0001X_5 + 0,00378X_6$$

Sesuai model yang terbentuk Kota Sungai Penuh diatas dapat disimpulkan bahwa setiap pertambahan 1 juta PDRB ADHB per kapita (X_1) maka akan memperbesar rata-rata jumlah penduduk miskin sebesar $\exp(0,0038) \approx 1$ penduduk miskin dengan asumsi variabel lain konstan. Hal ini dikarenakan masih tingginya ketimpangan yang terjadi di Provinsi Jambi dan mungkin saja variabel ini tidak memberikan dampak langsung terhadap kemiskinan. Selanjutnya setiap kenaikan 1 persen angka pengangguran (X_2) maka akan memperbesar rata-rata jumlah penduduk miskin sebesar $\exp(0,0233) \approx 1$ penduduk miskin dengan asumsi variabel lain konstan. Hal ini dikarenakan peluang penduduk miskin akan bertambah dengan bertambahnya meningkatnya penduduk yang menganggur. Selanjutnya setiap pertambahan 1 jiwa/Km² (X_3) maka akan memperkecil rata-rata

penduduk miskin sebesar $\exp(0,0000073) \approx 1$ penduduk miskin dengan asumsi variabel lain konstan. Selanjutnya setiap penambahan 1 persen pertumbuhan ekonomi (X_4) maka akan memperbesar rata-rata jumlah penduduk miskin sebesar $\exp(0,0578) \approx 1$ penduduk miskin. Hal ini disebabkan karena hanya golongan tertentu yang menikmati peningkatan pertumbuhan ekonomi di Provinsi Jambi. Selanjutnya setiap penambahan 1 persen rumah tangga yang menempati rumah dengan status tidak milik sendiri (X_5) maka akan memperkecil rata-rata jumlah penduduk miskin sebesar $\exp(0,0001) \approx 1$ penduduk miskin. Hal ini disebabkan dengan meningkat rumah tangga yang memiliki rumah sendiri maka akan mengurangi biaya hidup penduduk tersebut dan bisa dialihkan untuk memenuhi kebutuhan lain. Selanjutnya setiap penambahan 1 fasilitas kesehatan (X_6) maka akan memperbesar rata-rata penduduk miskin sebesar $\exp(0,00378) \approx 1$ penduduk miskin. Hal ini banyaknya masyarakat dengan tingkat ekonomi menengah kebawah yang tidak bisa menggunakan fasilitas kesehatan, dan mungkin saja variabel ini tidak memberikan dampak langsung pada tingkat kemiskinan.

Berikut ini merupakan daftar variabel-variabel yang signifikan pada setiap Kabupaten/Kota di Provinsi Jambi.

Tabel 4.7 Variabel yang signifikan pada model GWNBR

Kabupaten/Kota	Variabel yang Signifikan
Kerinci	X_1, X_3, X_5
Merangin	X_1, X_3, X_5
Sarolangun	X_1, X_3, X_5
Muaro Jambi	X_1, X_3, X_5, X_6
Tanjabtlim	X_1, X_3, X_5, X_6
Tanjabbar	X_1, X_3, X_5, X_6
Tebo	X_1, X_3, X_5

Tabel 4.7 (Lanjutan)

Kabupaten/Kota	Variabel yang Signifikan
Bungo	X_1, X_3, X_5
Kota Jambi	X_1, X_3, X_5, X_6
Sungai Penuh	X_1, X_3, X_5

Tabel 4.7 menginformasikan bahwa terdapat Kabupaten/Kota yang memiliki kesamaan variabel yang berpengaruh signifikan. Hal tersebut mengindikasikan bahwa terdapat kesamaan karakteristik antar Kabupaten/Kota yang satu dengan lainnya. Oleh karena itu dilakukan pengelompokan Kabupaten/Kota yang memiliki kesamaan variabel yang signifikan seperti pada Tabel 4.8 berikut.

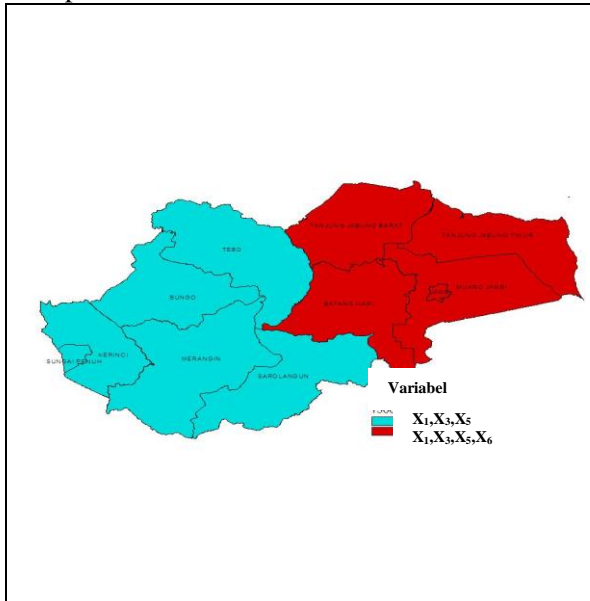
Tabel 4.8 Pengelompokan Kabupaten/Kota menurut kesamaan Variabel yang signifikan pada model GWNBR

Kelompok	Kabupaten/Kota	Variabel yang Signifikan
1	Kerinci, Merangin, Sarolangun, Tebo, Bungo, Sungai Penuh	X_1, X_3, X_5
2	Batanghari, Muaro Jambi, Tanjabtim, Tanjabbar, Kota Jambi	X_1, X_3, X_5, X_6

Tabel 4.8 menunjukkan bahwa Kabupaten/Kota di Provinsi Jambi yang memiliki kesamaan variabel yang berpengaruh signifikan pada model GWNBR terbagi menjadi dua kelompok Kabupaten/Kota. Kelompok pertama terdiri dari enam Kabupaten/Kota dengan tiga variabel yang berpengaruh signifikan terhadap jumlah penduduk miskin yaitu PDRB ADHB per kapita (X_1), Kepadatan penduduk (X_3), dan Persentase rumah tangga yang menempati rumah dengan status tidak milik sendiri (X_5).

Kelompok kedua terdiri dari lima Kabupaten/Kota dengan empat variabel yang berpengaruh signifikan terhadap jumlah penduduk miskin yaitu PDRB ADHB per kapita (X_1), Kepadatan penduduk (X_3), Persentase rumah tangga yang menempati rumah dengan status tidak milik sendiri (X_5), dan Jumlah fasilitas kesehatan (X_6).

Pengelompokan wilayah Kabupaten/Kota di Provinsi Jambi berdasarkan kesamaan variabel yang signifikan disajikan dalam peta tematik pada Gambar 4.8 berikut.



Gambar 4.8 Persebaran pengelompokan Kabupaten/Kota Berdasarkan kesamaan variabel yang Signifikan

Gambar 4.8 menunjukkan pengelompokan Kabupaten/Kota yang memiliki kesamaan variabel yang berpengaruh signifikan terhadap jumlah penduduk miskin di Provinsi Jambi yang terbagi menjadi dua kelompok. Kelompok 1 (biru) yang terdiri dari enam Kabupaten/Kota yaitu Kabupaten Kerinci, Merangin, Sarolangun, Bungo, Tebo, dan Kota Sungai Penuh dengan tiga variabel yang

berpengaruh signifikan. Kelompok 2 (merah) terdiri dari lima Kabupaten/Kota yaitu Kabupaten Batanghari, Muaro Jambi, Tanjung Jabung Timur, Tanjung Jabung Barat, dan Kota Jambi dengan empat variabel yang berpengaruh signifikan.

4.8 Pemilihan Model Terbaik

Pemilihan model terbaik berdasarkan kriteria AIC pada model regresi Poisson, regresi Binomial Negatif, dan GWNBR adalah sebagai berikut.

Tabel 4.9 Pemilihan Model Terbaik dengan AIC

Model	AIC
Regresi Poisson	6395,40
Regresi Binomial Negatif	227,08
GWNBR	239,47

Tabel 4.9 menunjukkan bahwa dari ketiga model tersebut, Regresi Binomial Negatif memiliki AIC paling kecil dibandingkan dengan Poisson dan GWNBR. Hal ini dikarenakan dalam penelitian ini menggunakan metode GWNBR ada salah satu asumsi spasial yang tidak terpenuhi yaitu Heterogenitas, dan jumlah unit pengamatan juga kecil. Walaupun Binomial Negatif yang terbaik. Akan tetapi penggunaan metode GWNBR dilakukan untuk menjawab tujuan penelitian ini yaitu mendapatkan faktor-faktor yang berpengaruh terhadap jumlah penduduk miskin di Provinsi Jambi.

LAMPIRAN

Lampiran 1. Data Penelitian

Kab/Kota	Y	X1	X2	X3	
Kerinci	17400	28,8	4,4	69,7	
Merangin	33900	27,9	2,5	46,9	
Sarolangun	27800	41,5	4,1	44,0	
Batanghari	27100	45,4	5,7	44,3	
Muaro Jambi	17400	41,1	4,4	72,9	
Tanjabtim	28800	92,1	1,8	38,9	
Tanjabbar	35700	100,2	1,3	65,6	
Tebo	22500	32,5	3,9	50,3	
Bungo	17400	37,5	6,3	72,2	
Kota Jambi	50900	34,5	10,1	2765,2	
Sungai Penuh	2900	52,3	10,8	220,2	
Kab/Kota	X4	X5	X6	U	V
Kerinci	9,6	31,1	57	2,057	101,389
Merangin	6,9	8,7	111	2,060	102,274
Sarolangun	8,2	18,4	85	2,313	102,750
Batanghari	8,1	17,8	76	1,718	103,365
Muaro Jambi	8,2	19,6	82	1,595	103,547
Tanjabtim	5,9	7,2	61	1,102	103,821
Tanjabbar	6,5	16,2	72	0,827	103,467
Tebo	9,9	8,0	69	0,462	102,355
Bungo	6,3	17,5	104	1,516	102,099
Kota Jambi	6,6	36,1	79	1,628	103,608
Sungai Penuh	6,3	27,0	15	2,071	101,396

Keterangan:

- Y : Jumlah penduduk miskin Tahun 2014
X1 : PDRB ADHB per kapita
X2 : Persentase pengangguran
X3 : Kepadatan Penduduk
X4 : Pertumbuhan ekonomi

- X5 : Persentase rumah tangga yang menempati rumah dengan status tidak milik sendiri
 X6 : Jumlah fasilitas kesehatan
 U : Lintang (*Longitude*)
 V : Bujur (*Latitude*)

Lampiran 2. Statistika Deskriptif

Descriptive Statistics: Y, X1, X2, X3, X4, X5, X6				
Variable	Mean	Variance	Minimum	Maximum
Y	25618,00	15549364,00	2900,0	50900,00
X ₁	48,53	608,71	27,9	100,20
X ₂	5,03	9,48	1,3	10,80
X ₃	317,00	661722,00	39,0	2765,00
X ₄	7,50	1,91	5,9	9,90
X ₅	18,86	88,14	7,2	36,05
X ₆	73,73	645,02	15,0	111,00

Lampiran 3. Nilai VIF

Predictor	Coef	SE Coef	T	P	VIF
Constant	92.4	4388.0	0.21	0.843	
X1	121.2	192.5	0.63	0.563	6.615
X2	-19.9	19.0	-1.12	0.327	8.282
X3	150.9	3.8	4.39	0.012	2.567
X4	8.0	27.0	0.33	0.761	3.909
X5	-142.0	333.7	-0.43	0.692	2.878
X6	154.1	151.2	1.02	0.366	4.323

Lampiran 4. Hasil Analisis Regresi Poisson

```
>poi=glm(Y~X1+X2+X3+X4+X5+X6,family=poisson,data=ir  
do)
```

```
> summary(poi)
```

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z)
	7.615	5.201e-02	146.40	<2e-16
X1	9.967e-03	2.114e-04	47.15	<2e-16
X2	-9.560e-02	2.027e-03	-47.16	<2e-16
X3	6.602e-04	4.057e-06	162.74	<2e-16
X4	1.555e-01	3.141e-03	49.51	<2e-16
X5	-6.050e-03	3.873e-04	-15.62	<2e-16
X6	1.529e-02	2.062e-04	74.16	<2e-16

(Dispersion parameter for poisson family taken to be 1)

Null deviance: 68051.5 on 10 degrees of freedom

Residual deviance: 6251.4 on 4 degrees of freedom

AIC: 6395.4

Number of Fisher Scoring iterations: 4

Lampiran 5. Hasil Analisis Regresi Binomial Negatif

```

> nb=glm.nb(Y~X1+X2+X3+X4+X5+X6,data=irdo)
> summary(nb)

      init.theta = 37.07869865, link = log)

Deviance Residuals:
      1       2       3       4       5       6       7
 8      9
 0.39540  0.23827  0.45158  2.16138 -1.84800  0.70002 -0.78531 -
0.91454 -0.65148
     10     11
 0.05481 -0.40946

Coefficients:
              Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept)  6.7686558  1.2341769   5.484 4.15e-08 ***
X1           0.0129604  0.0054186   2.392  0.01676 *
X2          -0.0957532  0.0485860  -1.971  0.04875 *
X3           0.0006851  0.0001025   6.684 2.32e-11 *
X4           0.2103101  0.0743484   2.829  0.00467 **
X5          -0.0046467  0.0093928  -0.495  0.62080
X6           0.0185456  0.0042577   4.356 1.33e-05 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for Negative Binomial(37.0787) family taken to be
1)

Null deviance: 141.601  on 10  degrees of freedom
Residual deviance: 11.042  on  4  degrees of freedom
AIC: 227.08
Number of Fisher Scoring iterations: 1

      Theta: 37.1
      Std. Err.: 15.8
 2 x log-likelihood: -211.085

```

Lampiran 6. Hasil Uji Heterogenitas Spasial

```
> library(lmtest)
> tes1=lm(Y~X1+X2+X3+X4+X5+X6,data=irido)
> bptest(tes1)

studentized Breusch-Pagan test

data: tes1
BP = 5.1587, df = 6, p-value = 0.5236
```

Lampiran 7. Hasil Uji Dependensi Spasial

```
> library(ape)
> tes=as.matrix(dist(cbind(irido$U,irido$V)))
> bandwidth=3.056199
> tess=exp(-0.5*(tes/bandwidth)**2)
> diag(tess)=0
> Moran.I(irido$Y,tess)
$observed
[1] -0.07768702

$expected
[1] -0.1

$sd
[1] 0.0104886

$p.value
[1] 0.03339061
```

Lampiran 8. Hasil *Bandwidth* dengan Fungsi Kernel *Fixed Gaussian*

```
> library(spgwr)
>
gaus=ggwr.sel(Y~X1+X2+X3+X4+X5+X6,data=irido,coord
s=cbind(irido$U,irido$V),adapt = F,gweight =
gwr.Gauss)
```

```
Bandwidth: 1.169283 CV score: 58052591951
Bandwidth: 1.89005 CV score: 28859987089
Bandwidth: 2.335509 CV score: 24571286603
Bandwidth: 2.294612 CV score: 24846598304
Bandwidth: 2.610818 CV score: 23086013644
Bandwidth: 2.780968 CV score: 22405862948
Bandwidth: 2.886126 CV score: 22050860877
Bandwidth: 2.951118 CV score: 21852164862
Bandwidth: 2.991285 CV score: 21736448729
Bandwidth: 3.016109 CV score: 21667465092
Bandwidth: 3.031452 CV score: 21625760196
Bandwidth: 3.040934 CV score: 21600331502
Bandwidth: 3.046794 CV score: 21584746015
Bandwidth: 3.050416 CV score: 21575162967
Bandwidth: 3.052654 CV score: 21569259046
Bandwidth: 3.054038 CV score: 21565617350
Bandwidth: 3.054893 CV score: 21563369376
Bandwidth: 3.055421 CV score: 21561981087
Bandwidth: 3.055748 CV score: 21561123473
Bandwidth: 3.05595 CV score: 21560593589
Bandwidth: 3.056074 CV score: 21560266161
Bandwidth: 3.056152 CV score: 21560063821
Bandwidth: 3.056199 CV score: 21559938777
Bandwidth: 3.056199 CV score: 21559938777
```

Lampiran 9. Jarak *Euclid* antar Kab/Kota di Provinsi Jambi

No	d_{1j}	d_{2j}	d_{3j}	...	d_{11j}
1	0	0.885005	1.384867	...	0.015652
2	0.885005	0	0.539059	...	0.878069
3	1.384867	0.539059	0	...	1.375456
4	2.004868	1.143348	0.855716	...	2.000392
5	2.2069	1.355269	1.072722	...	2.203038
6	2.612786	1.819608	1.616651	...	2.611434
7	2.414743	1.715674	1.649935	...	2.415901
8	1.86472	1.600052	1.892677	...	1.873116
9	0.892626	0.571455	1.029082	...	0.895675
10	2.260089	1.402205	1.097902	...	2.255924
11	0.015652	0.878069	1.375456	...	0

**Lampiran 10. Matriks Pembobot Spasial dengan Fungsi
Kernel *Fixed Gaussian***

No	W_{1j}	W_{2j}	W_{3j}	...	W_{11j}
1	1	0.958939	0.902429	...	0.999987
2	0.958939	1	0.984565	...	0.959567
3	0.902429	0.984565	1	...	0.903685
4	0.806406	0.932414	0.96156	...	0.80718
5	0.770498	0.906356	0.940259	...	0.7712
6	0.693892	0.837579	0.869439	...	0.694155
7	0.731879	0.854216	0.864394	...	0.73166
8	0.830159	0.871928	0.825504	...	0.828766
9	0.958244	0.982671	0.944887	...	0.957965
10	0.76076	0.900098	0.937512	...	0.761526
11	0.999987	0.959567	0.903685	...	1

Lampiran 11. Estimasi Parameter Model GWNBR

No	θ	β_0	β_1	β_2
1	37.1001	0.0038	0.00380	0.02338
2	37.1001	0.0038	0.00383	0.02338
3	37.1001	0.00386	0.00385	0.023348
4	37.1001	0.00387	0.00388	0.023676
5	37.1001	0.00388	0.00389	0.023778
6	37.1001	0.00388	0.00391	0.024096
7	37.1001	0.00386	0.00390	0.024089
8	37.1001	0.00382	0.00386	0.023905
9	37.1001	0.00383	0.00383	0.02352
10	37.1001	0.00388	0.00389	0.023783
11	37.1001	0.00382	0.00380	0.023377

No	β_3	β_4	β_5	β_6
1	-7.34E-06	0.057797	-0.00011	0.00378
2	-4.23E-06	0.057985	-0.00045	0.00380
3	-2.52E-06	0.058155	-0.00063	0.00380
4	-3.32E-07	0.058096	-0.00095	0.00382
5	3.11E-07	0.058087	-0.00104	0.00382
6	1.23E-06	0.057957	-0.00122	0.00383
7	-5.67E-08	0.057815	-0.00107	0.00383
8	-3.97E-06	0.057549	-0.00058	0.00381
9	-4.85E-06	0.057804	-0.00041	0.00380
10	5.35E-07	0.058108	-0.00107	0.00382
11	-7.31E-06	0.057802	-0.00011	0.00378

Lampiran 12. Nilai Z Hitung Parameter Model GWNBR

No	β_0	β_1	β_2	β_3
1	78491.43	7.869102	0.380573	837.479
2	80522.61	8.34261	0.389499	862.321
3	78624.66	8.383524	0.385385	851.924
4	80206.83	8.523589	0.38157	860.6621
5	79876.56	8.498341	0.377873	856.8497
6	79735.5	8.378235	0.368438	849.1548
7	81991.84	8.400821	0.372967	860.9472
8	84557.89	8.195552	0.376209	862.2048
9	83002.48	8.346414	0.390135	872.1214
10	79434.75	8.482959	0.376515	853.7461
11	78439.08	7.870485	0.380596	837.3551
No	β_4	β_5	β_6	
1	-0.00086	22.03605	-0.19624	
2	-0.0005	22.57753	-0.80564	
3	-0.00029	22.23795	-1.11582	
4	-3.89E-05	22.24722	-1.64982	
5	3.62E-05	22.06845	-1.79516	
6	0.000142	21.65562	-2.03985	
7	-6.70E-06	22.02882	-1.82245	
8	-0.00049	22.42073	-1.02066	
9	-0.00059	22.84974	-0.73746	
10	6.18E-05	21.97573	-1.83237	
11	-0.00085	22.03105	-0.19969	

Lampiran 13. Sintax Model GWNBR

```

#Estimasi Parameter GWNBR
library(MASS)
TAku=function(X,y,W1,phi1,b1){
  beta=matrix(c(0),20,8,byrow=T)
  beta[1,1]=phi1
  beta[1,2:8]=c(b1)
  for(i in 1:20){
    satu<-rep(1,11)
    satu<-as.matrix(satu)
    b01<-rbind(c(phi1,beta[i,2:8]))
    Xb1<-as.matrix(X)%%as.matrix(beta[i,2:8])
    mu1<-exp(Xb1)
    delta11<-((log(1+phi1*mu1)-
    digamma(y+(1/phi1))+digamma(1/phi1))/phi1^2)+((y-
    mu1)/((1+phi1*mu1)*phi1))
    delta11<-as.matrix(delta11)
    p11<-t(satu)%%W1%%delta11
    delta21<-(y-mu1)/(1+phi1*mu1)
    delta21<-as.matrix(delta21)
    p21<-t(X)%%as.matrix(W1)%%delta21
    p21<-as.matrix(p21)
    gt1<-rbind(p11,p21)
    delta31<-((trigamma(y+(1/phi1))-
    trigamma(1/phi1))/phi1^4)+((2*digamma(y+(1/phi1))-
    2*digamma(1/phi1)-
    2*log(1+phi1*mu1))/phi1^3)+((2*mu1)/(phi1^2*
    (1+phi1*mu1)))+(((y+(1/phi1))*mu1^2)/(1+phi1*mu1)^2)-
    (y/phi1^2)
    delta31<-as.matrix(delta31)
    p31<-t(satu)%%W1%%delta31
    p31<-as.matrix(p31)
    delta41<-mu1*(mu1-y)/(1+phi1*mu1)^2
    delta41<-as.matrix(delta41)
    p41<-t(X)%%W1%%delta41
    p41<-as.matrix(p41)
    h11<-rbind(p31,p41)
    delta51<-mu1*(phi1*y+1)/(1+phi1*mu1)^2
    delta51<-t(delta51)
  }
}

```


Lampiran 13. (Lanjutan)

```

p51<-t(X)%%%as.matrix(W1)%%%delta51%%as.matrix(X)
p51<--1*p51
p51<-as.matrix(p51)
h21<-rbind(t(p41),p51)
H1<-cbind(h11,h21)
H11<-ginv(H1)
beta[i,]<-(t(b01)-H11%%gt1)
}
return(list(beta=beta,hessian=H1))
}
gwnbr1 <- function(x,y,W,teta){
beta <- as.matrix(nb$coefficients)
param <- matrix(c(0),nrow(x),ncol(x)+1, byrow=T)
zhit <- matrix(c(0),nrow(x),ncol(x), byrow=T)
for(i in 1:11){
ww <- as.matrix(diag(W[i,]))
hit <- gemes2(x,y,ww,37.1,beta)
parameter<- hit$beta #RBP
param[i,] <- hit$beta[20,]
write.csv(hit$hessian,file=paste("hessian",i,".csv"))
invh <- -ginv(as.matrix(hit$hessian))
for(j in 1:ncol(x)){
zhit[i,j] <- param[i,j] /sqrt(invh[j+1,j+1])
}
}
return(list(koefisien=param,Z_hitung=zhit)) #RBP
}
## Memanggil Program GWNBR##
bobot=bobot1
xx=irdo[,2:7]
y=irdo[,1]
x=as.matrix(cbind(1,xx))
mod=gwnbr1(x,y,bobot,37.1) #RBP
mod$Z_hitung
mod$koefisien
write.csv(mod$koefisien,file="D:/koefisien.csv")
write.csv(mod$Z_hitung,file="D:/Z_hitung.csv")

```

Lampiran 13. (Lanjutan)

```

#Menghitung Nilai Devians
#NB
datay<-as.matrix(irdo[,1])
datax <- as.matrix(cbind(1,irdo[,2:7]))
tetanb= 37.1
betanb<- as.matrix(nb$coefficients)
muw<-as.matrix(rep(exp(betanb[1]),11))
slr<-matrix(0, nrow(irdo),1)
for(i in 1:nrow(irdo)){
slr[i]<-0
for(r in 1:datay[i])
{slr[i]<-slr[i]+log(r+(1/tetanb))}
}
Lw<-sum(slr-lgamma(datay+1)+datay*log(tetanb*muw)-
(datay+(1/tetanb))*log(1+tetanb*muw))
muo<-exp(datax%%betanb)
Lo<-sum(slr-lgamma(datay+1)+datay*log(tetanb*muo)-
(datay+(1/tetanb))*log(1+tetanb*muo))
DNB<-2*(Lo-Lw)
DNB
#GWNBR
tetagw<-as.matrix(mod$koefisien[,1])
betagw<-as.matrix(mod$koefisien[,2:8])
muwgw<- as.matrix(exp(mod$koefisien[,2]))
muogw<-as.matrix(exp(apply(datax*betagw,1,sum)))
Dev=11/DNB
slr<-matrix(0, nrow(irdo),1)
for(i in 1:nrow(irdo)){
slr[i]<-0
for(r in 1:datay[i])
{slr[i]<-slr[i]+log(r+(1/tetanb))}
}
Lwgw<-sum(slr-
lgamma(datay+1)+datay*log(tetagw*muwgw)-
(datay+(1/tetagw))*log(1+tetagw*muwgw))
Lwgw

```

Lampiran 13. (Lanjutan)

```

Logw<-sum(slr-lgamma(datay+1)+datay*log(tetagw*muogw)-
(datay+(1/tetagw))*log(1+tetagw*muogw))
Logw
DGWp<-(2*(Logw-Lwgw))
DGW<-Dev*(2*(Logw-Lwgw))
DGWp
DGW
#Kesamaan Model Regresi
Fhit=DNB/DGWp
Fhit
#Serentak
DGW
#Menghitung nilai AIC
ssegw<-sum((datay-muogw)^2)
aicgw<- nrow(irdo)*log(ssegw/ nrow(irdo))+(2*ncol(datax))
aicgw

```

(halaman ini sengaja dikosongkan)

DAFTAR LAMPIRAN

	Halaman
Lampiran 1 Data Penelitian	57
Lampiran 2 Statistika Deskriptif.....	58
Lampiran 3 Nilai VIF	58
Lampiran 4 Hasil Analisis Regresi Poisson.....	59
Lampiran 5 Hasil Analisis Regresi Binomial Negatif	60
Lampiran 6 Hasil Uji Heterogenitas Spasial.....	61
Lampiran 7 Hasil Uji Dependensi Spasial	61
Lampiran 8 Hasil <i>Bandwidth</i> dengan Fungsi Kernel <i>Fixed Gaussian</i>	62
Lampiran 9 Jarak <i>Euclid</i> antar Kab/Kota di Provinsi Jambi	63
Lampiran 10 Matriks Pembobot Spasial dengan Fungsi Kernel <i>Fixed Gaussian</i>	63
Lampiran 11 Estimasi Parameter Model GWNBR.....	64
Lampiran 12 Nilai Z Hitung Parameter Model GWNBR	65
Lampiran 13 Sintax Model GWNBR	66

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan analisis yang telah dilakukan, kesimpulan yang didapat adalah sebagai berikut.

1. Data yang memiliki keragaman paling tinggi adalah data pada variabel respon yaitu jumlah penduduk miskin (jiwa). Pada tahun 2014 jumlah penduduk miskin di sembilan Kabupaten/Kota di Provinsi Jambi masih berada diatas angka 55, hanya dua Kabupaten/Kota yang dibawah 5%. PDRB ADHB per kapita paling tinggi terdapat di Tanjung Jabung Barat dan paling rendah ada di Kabupaten Merangin. Persentase Pengangguran paling tinggi terdapat di Kota Sungai Penuh dan paling rendah terdapat di Kabupaten Tanjung Jabung Barat. Kepadatan Penduduk paling tinggi terdapat di Kota Jambi dan paling rendah terdapat di Kabupaten Sarolangun. Pertumbuhan Ekonomi hampir sama di setiap Kabupaten/Kota, Kabupaten Tebo paling tinggi dan Tanjung Jabung Timur dengan pertumbuhan ekonomi paling rendah. Persentase rumah tangga yang menempati rumah dengan status tidak milik sendiri paling tinggi terdapat di Kota Jambi dan paling rendah terdapat di Tanjung Jabung Timur. Fasilitas kesehatan paling banyak terdapat di Kabupaten Merangin dan paling rendah di Kota Sungai Penuh.
2. Hasil pemodelan GWNBR dengan fungsi pembobot kernel *Fixed Gaussian* menunjukkan bahwa ada dua kelompok Kabupaten/Kota berdasarkan variabel-variabel yang signifikan. Kelompok pertama adalah Kabupaten Kerinci, Merangin, Sarolangun, Tebo, Bungo, dan Kota Sungai Penuh. Pada kelompok ini terdapat tiga variabel yang berpengaruh signifikan, yaitu Produk Domestik Regional Bruto Atas Dasar Harga Berlaku per kapita, Kepadatan penduduk, dan Persentase rumah tangga yang menempati rumah dengan

status tidak milik sendiri. Kelompok dua terdiri dari Kabupaten Batanghari, Muaro Jambi, Tanjung Jabung Timur, Tanjung Jabung Barat, dan Kota Jambi. Pada kelompok ini terdapat empat variabel yang berpengaruh signifikan, yaitu Produk Domestik Regional Bruto Atas Dasar Harga Berlaku per kapita, Kepadatan penduduk, Persentase rumah tangga yang menempati rumah dengan status tidak milik sendiri, dan Fasilitas kesehatan.

5.2 Saran

Terdapat beberapa saran dari hasil penelitian, yaitu sebagai berikut.

1. Pengelompokan Kabupaten/Kota berdasarkan variabel yang berpengaruh signifikan telah dibentuk sehingga diharapkan kedepannya ada usaha yang nyata untuk menekan jumlah penduduk miskin dengan mengimplementasikan kebijakan prioritas berdasarkan variabel yang signifikan di setiap Kabupaten/Kota.
2. Model GWNBR menunjukkan nilai AIC yang lebih besar dibandingkan nilai AIC model Regresi Binomial Negatif. Sehingga untuk penelitian selanjutnya dapat mengatasi tidak terpenuhinya salah satu aspek spasial dan melakukan *Resampling* untuk jumlah daerah yang sedikit.
3. Salah satu variabel yang digunakan adalah jumlah fasilitas kesehatan (X_6), untuk penelitian selanjutnya sebaiknya menggunakan rasio fasilitas kesehatan yang dapat menjelaskan karakteristik fasilitas kesehatan pada masing-masing Kabupaten/Kota atau wilayah.

DAFTAR PUSTAKA

- Anselin, L. (1998). *Spatial Econometris : Methods and Models*, Dordrecht : Kluwer Academic Publishers.
- Badan Pusat Statistik Provinsi Jambi (2015), *Ringkasan Eksekutif Kondisi Kemiskinan Provinsi Jambi tahun 2014*. Jambi.
- Badan Pusat Statistik Provinsi Jambi (2015), *Inkesra Provinsi Jambi tahun 2014*. Jambi.
- Cameron, A C & Trivedi, P K. (1998) *Regression Analysis of Count Data*. Cambridge : Cambridge University Press.
- Famoye, F., Wulu, J.T. & Singh, K.P. (2004). On The Generalized Poisson Regression Model with an Application to Accident Data. *Journal of Data Science* 2 (2004) 287-295.
- Hosmer, D.W. dan Lemeshow, S. 1995. *Applied Logistic Regression*. New York : John Wiley and Sons Inc.
- Ricardo, A. And Carvalho, T.V.R. (2013). Geographically Weighted Negative Binomial Regression-Incorporating Overdispersion. New York : Springer Science.
- Rintuh, C.. M., (2003). *Kelembagaan dan Ekonomi Rakyat*. Dikti, Jakarta.
- Sajogyo, (1977). *Kemiskinan dan Kebutuhan Minimum Pangan*. Lembaga Penelitian Sosiologi Pedesaan. IPB. Bogor.
- Suryana, (2000). *Ekonomi Pembangunan: Problematika dan Pendekatan*. Edisi Pertama, Jakarta: Salemba Empat.
- Walpole, R. E. (1995). *Pengantar Statistika Edisi Ke 3*. Diterjemahkan oleh: Sumantri, Bambang. Gramedia Pustaka Utama. Jakarta

BIODATA PENULIS



Penulis bernama lengkap IRDO JASMADI dengan nama panggilan Irdo lahir di Desa Sungai Jering, Kabupaten Merangin, Provinsi Jambi pada tanggal 01 September 1992, anak pertama dari pasangan ALMAHDI dan JASMA. Penulis terlebih dahulu mengikuti perkuliahan jenjang Diploma di Jurusan Statistika Universitas Negeri Padang (UNP) Sumatera Barat pada tahun 2010 sampai 2013. Selanjutnya mengikuti perkuliahan di Jurusan Statistika ITS melalui Lintas Jalur tahun 2104, dan lulus pada tahun 2016 dengan menyelesaikan laporan Tugas Akhir berjudul **“Pemodelan dan Pemetaan Kasus Jumlah Penduduk Miskin Di Provinsi Jambi Pada Tahun 2014 Dengan Menggunakan *Geographically Weighted Negative Binomial Regression* (GWNBR)”**. Penulis menyadari masih banyak kesalahan dan kekurangan dalam laporan Tugas Akhir ini, bagi pembaca yang memiliki kritik, saran, dan ingin berdiskusi lebih lanjut tentang alporan Tugas Akhir ini bisa menghubungi penulis melalui nomor Hp : 081373247286 atau email : irdojasmadi@gmail.com.